



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SERGIPE  
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS  
DEPARTAMENTO DE ADMINISTRAÇÃO

IVAN GOMES GUERRA

**MODELOS DE PREVISÃO DA DEMANDA PARA A MILLAGRE  
INDÚSTRIA DE ALIMENTOS LTDA**

SÃO CRISTÓVÃO/SE  
MARÇO/2019

IVAN GOMES GUERRA

**MODELOS DE PREVISÃO DA DEMANDA PARA A MILLAGRE  
INDÚSTRIA DE ALIMENTOS LTDA**

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado ao Departamento de  
Administração do Centro de Ciências Sociais  
Aplicadas da Universidade Federal de  
Sergipe como requisito parcial para a  
obtenção do título de Bacharel em  
Administração, em cumprimento às Normas  
regulamentadas pela Resolução nº  
69/2012/CONEPE.

Orientador: Prof. Me. Felipe Guilherme de  
Oliveira-Melo

SÃO CRISTÓVÃO/SE  
MARÇO/2019

IVAN GOMES GUERRA

IDENTIFICAÇÃO DE UM MODELO DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA A  
MILLAGRE INDÚSTRIA DE ALIMENTOS LTDA

Trabalho de Conclusão de Curso  
apresentado ao Departamento de  
Administração do Centro de Ciências Sociais  
Aplicadas da Universidade Federal de  
Sergipe como requisito parcial para a  
obtenção do título de Bacharel em  
Administração, em cumprimento às Normas  
regulamentadas pela Resolução nº  
69/2012/CONEPE.

Trabalho defendido e aprovado em 13 de março de 2019.

BANCA EXAMINADORA

---

Prof. Me. Felipe Guilherme de Oliveira-Melo (Orientador)  
Departamento de Administração, UFS/São Cristóvão

---

Prof. Dr. Celso Satoshi Sakuraba  
Departamento de Engenharia de Produção, UFS/São Cristóvão

---

Prof<sup>a</sup>. Dr<sup>a</sup>. Débora Eleonora Pereira da Silva  
Departamento de Administração, UFS/São Cristóvão

*Dedico este trabalho aos microempresários que lutam pela sobrevivência de suas empresas através do conhecimento e profissionalização delas.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço a Deus por me abençoar em mais uma etapa de conhecimento que se encerra. Aos meus incentivadores de sempre, à minha família que sempre me apoiou e torce por mim, à Sarah, que sempre esteve ao meu lado nessa trajetória, e a família Barreto que me abraçou. Aos meus amigos, que me acompanharam nessa jornada e aos amigos que fiz aqui. Ao meu orientador, Mestre Felipe, que foi peça chave para que eu conseguisse finalizar este trabalho com êxito. Aos professores do curso de Administração que compartilharam seus conhecimentos ao longo desses anos. Por fim, aos professores Prof. Dr. Celso Sakuraba e Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup>. Débora Pereira por aceitarem o convite para participar da banca. A todos vocês meu muito obrigado!

*Soli Deo Gloria*

*Dá instrução ao sábio, e ele se fará mais sábio; ensina ao justo, e ele crescerá em entendimento. O temor do Senhor é o princípio da sabedoria, e a ciência do Santo, a prudência.*

*Provérbios 9.9-10*

## RESUMO

A previsão de demanda (PD) é uma ferramenta importante para o planejamento do processo produtivo das empresas. Nesse sentido, o departamento de Planejamento, Programação e Controle da Produção (PPCP) é responsável por trilhar as estratégias produtivas de como serão alcançados os objetivos da organização, apoiados na PD. Não é diferente quando se trata das microempresas, que precisam desses mesmos instrumentos (PPCP e PD) para crescerem e se manterem competitivas no mercado. O que ocorre é que, em muitos casos, as empresas de pequeno porte não possuem o conhecimento necessário para desenvolver e trabalhar com essas ferramentas em sua atuação cotidiana. A par disso, este trabalho buscou encontrar um modelo de PD para uma microempresa do ramo de alimentos da cidade de Aracaju, Sergipe. A partir do catálogo de itens produzidos pela empresa, foram selecionados e incluídos no estudo os produtos de classe A. Com o suporte do pacote computacional SPSS foram modelados sete métodos de PD: Média Móvel para três e seis meses, Tendência Linear (Holt), Sazonal Simples, Sazonal Aditivo e Sazonal Multiplicativo. Além dos modelos individuais métodos, realizou-se a combinação dos modelos para melhorar a precisão dos resultados. Como medida de acurácia, utilizou-se o indicador do Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE) para verificar os modelos de melhor ajuste para série temporal utilizada. Os dados foram ajustados mediante análise exploratória, com auxílio do *software* R. Para cada item os dois modelos de previsão com menor MAPE, sendo estes modelos combinados a partir da média de previsão. Foi utilizada a combinação dos modelos para buscar um melhor nível de acurácia, pelo fato da série temporal apresentar pontos de aleatoriedade. O modelo que mais se ajustou ao padrão de comportamento da série temporal analisada foi o Sazonal Aditivo, uma vez que ele verifica uma tendência na série com um componente de sazonalidade sem que a amplitude da série se altere com o tempo. À luz desses resultados, conclui-se a importância de realizar previsões com ferramentas adequadas que foram desenvolvidas especificamente para este fim. Também foi evidenciado a necessidade de registrar o histórico de vendas juntamente com o apontamento das ações que influenciaram a demanda. Dessa forma será possível uma correta interpretação dos dados e a realização de previsões com maior acurácia.

**Palavras-chave:** Indústria de alimentos. Pequenas empresas. Planejamento, programação e controle da produção. *SPSS software*.

## ABSTRACT

Demand forecasting is a crucial tool for planning the productive process of companies. In this sense, the Department of Production Planning, Programming and Control is responsible for developing the ways in which the objectives of the organization supported in the demand forecasting will be achieved. It is no different when it comes to microenterprises, which need these same tools, demand forecasting and planning productive, to grow and remain competitive in the market. In many cases, small businesses do not have the necessary knowledge to develop and work with these tools in their day-to-day operations. In addition, this work sought to find a model of demand forecast for a microenterprise in the food industry of the city of Aracaju, Sergipe. From the catalog of items produced by the company, the products of class A were selected and included in the study. With the support of the SPSS, seven demand forecasting methods were modeled: Moving Average for three and six months, Linear Trend, Seasonal Simple, Seasonal Additive and Seasonal Multiplicative. In addition to these methods, the models were combined. As a measure of accuracy, the Mean Absolute Percentual Error (MAPE) indicator was used to verify the best fit models for the time series used. The data were adjusted by exploratory analysis using the software Studio R. For each item the two forecast models with the lowest MAPE were selected and the models were combined according to their forecasting average. The combination of the models was used to search for a better level of accuracy, because the time series presented points of randomness. The result obtained after the combination of the methods was not significant in relation to the models applied separately. The model that best conformed to the behavior of the analyzed time series was the Seasonal Additive, since it verifies a trend in the series with a seasonal component without the series amplitude changing with time. It is concluded that it is important to make forecasts with appropriate tools that have been developed for this purpose. It was also evidenced the need to record the sales history along with the indication of the actions that influenced the demand. In this way it will be possible to correctly interpret the data and then make forecasts with greater accuracy.

**Keywords:** Food industry. Planning, scheduling and production control. Small business. *SPSS software*.



## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

APO – Administração da Produção e Operações

MAD – Desvio Médio Absoluto

MAPE – Média dos Erros Percentuais Absolutos

MMAE – Média Móvel com Ajustamento Exponencial

MMP – Média Móvel Ponderada

MMS – Média Móvel Simples

MRP – Planejamento das Necessidades Materiais (Manufacturing Resource Planning)

NSS – Não Sazonal Simples

PD – Previsão da Demanda

PPCP – Planejamento, Programação e Controle da Produção

SAD – Sazonal Aditivo de Winters

SEBRAE – Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas

SMW – Sazonal Multiplicativo de Winters

SSI – Sazonal Simples

TDL – Tendência Linear (Holt)

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> – Sobrevivência das empresas no Brasil .....	18
<b>Figura 2</b> – Fluxo do PPCP.....	20
<b>Figura 3</b> – Atribuições do setor de PPCP.....	23
<b>Figura 4</b> – Faixa de erro esperado nas previsões .....	25
<b>Figura 5</b> – Etapas do modelo de previsão da demanda .....	27
<b>Figura 6</b> – Projeto e melhoramento contínuo do processo de gerar previsões .....	28
<b>Figura 7</b> – Modelos qualitativos de previsão de demanda .....	31
<b>Figura 8</b> – Padrões de demanda .....	33
<b>Figura 9</b> – Abordagens para métodos de tratamento de informações em previsões ..	34
<b>Figura 10</b> – Enquadramento metodológico da pesquisa .....	44
<b>Figura 11</b> – Metodologia do trabalho .....	46
<b>Figura 12</b> – Série temporal dos dados reais.....	51
<b>Figura 13</b> – Série temporal dos dados ajustados .....	54
<b>Figura 14</b> – Gráfico boxplot dos dados brutos .....	55
<b>Figura 15</b> – Gráfico boxplot dos dados ajustados .....	55

## LISTA DE QUADRO

<b>Quadro 1</b> – Síntese dos estudos mais relevantes sobre previsão de demanda .....	16
---	----

## LISTA TABELAS

<b>Tabela 1</b> – Itens selecionados .....	48
<b>Tabela 2</b> – MAPE e seleção dos modelos testados .....	56
<b>Tabela 3</b> – Combinação dos modelos de previsão .....	59
<b>Tabela 4</b> – Acurácia comparativa dos modelos de previsão .....	60
<b>Tabela 5</b> – Estatísticas descritivas dos dados originais.....	70
<b>Tabela 6</b> – Estatísticas descritivas dos dados ajustados.....	70

# SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Justificativa e relevância .....</b>	<b>17</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos .....</b>	<b>19</b>
1.2.1	Objetivo geral .....	19
1.2.2	Objetivos específicos.....	19
<b>2</b>	<b>REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>20</b>
<b>2.1</b>	<b>Planejamento, programação e controle da produção.....</b>	<b>20</b>
2.1.1	Atribuições do setor de PPCP .....	22
<b>2.2</b>	<b>Previsão da demanda .....</b>	<b>23</b>
2.2.1	Modelos qualitativos .....	30
2.2.2	Modelos quantitativos .....	31
2.2.2.1	Regressão linear .....	35
2.2.2.2	Média móvel simples (MMS) .....	35
2.2.2.3	Média móvel ponderada (MMP) .....	36
2.2.2.4	Média móvel com ajustamento exponencial (MMAE) .....	36
2.2.2.5	Suavização linear de Holt .....	37
2.2.2.6	Sazonal simples .....	37
2.2.2.7	Modelos de Winters .....	38
<b>3</b>	<b>DESCRIÇÃO DA UNIDADE DE ESTUDO.....</b>	<b>41</b>
<b>4</b>	<b>DELINEAMENTO METODOLÓGICO .....</b>	<b>44</b>
<b>4.1</b>	<b>Classificação da pesquisa.....</b>	<b>44</b>
<b>4.2</b>	<b>Planejamento da pesquisa .....</b>	<b>45</b>
<b>4.3</b>	<b>Método de seleção dos produtos .....</b>	<b>48</b>
<b>4.4</b>	<b>Coleta dos dados .....</b>	<b>48</b>
<b>4.5</b>	<b>Seleção e acurácia dos modelos .....</b>	<b>49</b>
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>51</b>
<b>5.1</b>	<b>Análise exploratória dos dados .....</b>	<b>51</b>

5.2	Aplicação dos modelos de previsão de demanda.....	56
5.3	Combinação dos modelos.....	58
5.4	Comparação dos modelos.....	59
6	CONCLUSÕES .....	62
6.1	Sugestões para os atores envolvidos na pesquisa .....	63
6.2	Sugestões para pesquisas futuras .....	64
	REFERÊNCIAS.....	65
	APÊNDICE 1 - ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS.....	70

## 1 INTRODUÇÃO

A sobrevivência de qualquer empresa depende da sua capacidade de se adaptar ao mercado e se preparar para ter desempenho superior frente aos seus concorrentes. Isso não se deve apenas à qualidade dos produtos, mas também à eficiência dos seus processos e à otimização dos seus recursos (SEBRAE, 2016). A par disso, as organizações precisam desenvolver planejamentos adequados para que a tomada de decisões a curto, médio e longo prazo sejam adequadas e precisas. As decisões implicarão no sucesso da empresa no que se refere ao alcance dos seus objetivos estratégicos, manutenção da competitividade, minimização de erros, aplicação correta de investimentos e acompanhamento apropriado do ambiente (LEMOS, 2006).

Dentro da Administração de Produção e Operações (APO), algumas áreas são fundamentais para a sustentabilidade das empresas. Os setores de Planejamento, Programação e Controle da Produção (PPCP), juntamente com a Previsão da Demanda (PD), são responsáveis por dar sustentação ao progresso da empresa (TUBINO, 2009). Nesse sentido, a capacidade de planejamento é a base para toda e qualquer empresa obter o sucesso desejado. Tubino (2009) enfatiza a importância do diferencial competitivo que as empresas têm ao se planejar estrategicamente, pois implica em circunstâncias em que as organizações conseguem antecipar as oportunidades e as ameaças em relação ao ambiente (político, econômico, de mercado, etc.) e a seus concorrentes.

O planejamento, independentemente de seu horizonte de tempo (curto, médio ou longo prazo), é de complexa preparação, uma vez que é preciso prever um cenário desconhecido (KOTLER, 2012). Makridakis (1996) *apud* Lemos (2006) entende que para ter um bom resultado no planejamento é necessário prever corretamente as alterações no ambiente mercadológico e, para isso, é imprescindível a aplicação de ferramentas adequadas.

A PD é um dos pilares do PPCP e fornece insumo para a execução do plano estratégico da empresa. Narashiman et al. (1995) *apud* Fernandes e Godinho Filho (2010) esclarecem que a previsão é a arte de levantar informações importantes sobre o futuro. As outras áreas da empresa como finanças e vendas dependem do trabalho realizado pela PD. À luz disso, Tubino (2009) destaca que os setores devem ser sinérgicos para alcançar seus objetivos. Analogamente, Corrêa e Corrêa (2012) apontam para a integração horizontal dos setores em que decisões do mesmo nível

afetam diferentes funções da empresa como finanças, *marketing*, manufatura, entre outras.

Nesse contexto, infere-se que os setores organizacionais fazem parte de um ecossistema que mantem relações de interdependência entre as suas atividades, centradas no planejamento para atingir os objetivos estratégicos. A APO, neste caso, está diretamente ligada a esse planejamento, tendo em vista que envolve as atividades-chave que intermediam o processo de entrada de insumos e saída de produtos finais. Nesse sentido, Tubino (2009) esclarece que a PD é a principal das previsões que a empresa segue, porque a partir dela é possível desenvolver os outros planos como de capacidade, de fluxo de caixa, de vendas, de produção e estoques, de mão de obra, de compras, etc.

Quando a PD é feita por setores que não estão diretamente ligados à área da produção, a percepção de previsão muda, pois cada setor aplicará a sua necessidade sobre a previsão. Por isso, acontecem equívocos em relação ao que de fato é previsão. O setor de vendas, por exemplo, pode confundir previsão com meta de vendas, o setor financeiro pode entender que a previsão, segundo à sua necessidade, é o retorno sobre o investimento (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

Analogamente, a área de *marketing*, por exemplo, deve trabalhar em conjunto com a PD para que não seja criada uma demanda no mercado em que a empresa não tenha capacidade de atender, além de que deve fornecer dados ao setor de PD para que a previsão seja feita de acordo com a análise do cenário para melhor acuracidade do futuro. Nesse sentido, Corrêa e Corrêa (2012) concluem que as diferentes áreas da empresa colocarão os seus esforços no mesmo sentido do restante da organização.

Martins e Laugeni (2015) corroboram para o entendimento da PD enfatizando a necessidade de que os setores estejam harmônicos, pois a PD é importante não somente na reposição de insumos, mas também na utilização de maquinários e todas as demais tarefas necessárias ao processo de produção.

As previsões podem seguir cinco padrões básicos: horizontal, tendência, sazonal, cíclico e aleatório. Diante dessas possibilidades, um dos grandes problemas das decisões de negócios consiste em prever a demanda dos clientes. Adequar a previsão é um desafio uma vez que a demanda pode variar de forma significativa (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).



Face à dificuldade de adequação e aplicação do melhor método de PD, alguns trabalhos foram realizados nessa área com o intuito de fornecer melhores parâmetros de previsão para as empresas. O Quadro 1 apresenta alguns dos trabalhos mais relevantes sobre o tema, que contribuíram para o delineamento dos aportes teóricos deste estudo.

**Quadro 1 – Síntese dos trabalhos mais relevantes sobre PD**

<b>Título</b>	<b>Autores (Ano)</b>
O uso de métodos de previsão de demanda nas indústrias alimentícias brasileiras	CECATTO; BELFIORE, (2015)
Previsão de Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Boxjenkins na Área de Assistência Técnica de Computadores Pessoais	WERNER; RIBEIRO (2003)
Avaliação de Técnicas de Previsão de Demanda Utilizadas por um Software de Gerenciamento de Estoques no Setor Farmacêutico	CONSUL; WERNER (2010)
Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda	PELLEGRINI (2000)
Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda	LE MOS (2006)
Classificação de Métodos de Previsão de Demanda Para Novos Produtos: Estudo No Sistema Brasileiro de Franquias	RIBEIRO (2016)

É esperado que as empresas tenham em mãos uma boa ferramenta para auxiliar a PD dos seus produtos. Os dados de uma série histórica, também chamada de temporal, são aliados importantes para realizar o cálculo nas técnicas de previsões quantitativas através de diversos métodos (lineares, tendenciosos, sazonais, etc). Caso não seja possível ter acesso a uma série histórica ou a um banco de dados, como em lançamento de produtos, a PD deverá se sustentar na técnica qualitativa que busca se fundamentar em métodos subjetivos (júri de executivos, força de vendas, pesquisa de mercado, método delphi, analogia histórica) (CORRÊA; CORRÊA, 2012; MARTINS; LAUGENI, 2015; TUBINO, 2009; RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

Em alguns casos as técnicas são utilizadas concomitantemente, com vistas a obter resultados mais precisos. Os métodos qualitativos buscam avaliar os cenários desconhecidos através de métodos bem definidos. Apesar de sua confiabilidade, o método quantitativo não é capaz de prever situações imensuráveis (crise econômica, mudanças sócio-políticas, clima, tempo). Nesse sentido, a combinação das técnicas pode ser uma alternativa para melhorar a acurácia das previsões (TUBINO, 2009).

Os métodos de PD são avaliados mediante os parâmetros que identificam a sua assertividade. O nível de acerto do método é o indicador para guiar a manutenção ou revisão do método utilizado, isto é, a diferença entre a previsão e a demanda real,

chamada de erro absoluto. O indicador mais utilizado para apurar o nível de acurácia da previsão é a Média dos Erros Percentuais Absolutos (MAPE). Os valores mais próximos de zero sinalizam a maior precisão dos dados. Além do MAPE, podem ser utilizados o Desvio Médio Absoluto (MAD) e o Erro Quadrático Médio (MEQ) (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001).

A atividade de planejamento e organização dos expedientes produtivos, apesar de permitir a diminuição dos erros e otimizar o atendimento da demanda dos consumidores, é complexa, pois a previsão engloba situações desconhecidas ou que estão fora do alcance da empresa (CECATTO; BELFIORE, 2015). Em suma, é preciso dar a atenção à distinção tática dos produtos e a economia de escala da produção. Entretanto, é a PD, aliada ao acompanhamento e controle, que auxilia a empresa a entregar ao mercado à necessidade que lhe é pedida, equacionando os erros e tornando ótima sua produção (BIRCHAL, 2004).

### **1.1 Justificativa e relevância**

A tomada de decisão faz parte do cotidiano da gestão de todas as empresas. O que fará com que a decisão seja acertada são os dados disponíveis aos gestores e a capacidade de retirar dos dados informações relevantes para o negócio, além da utilização de ferramentas apropriadas (PELLEGRINI, 2000).

A partir da análise de séries históricas, a PD se propõe a compreender o comportamento dos dados e subsidiar a tomada de decisão no ambiente empresarial. A confiabilidade da decisão baseada em dados históricos é maior do que a decisão fundamentada na intuição ou em dados subjetivos. Além disso, os modelos de PD podem ser ajustados conforme a confirmação ou não das previsões e a sua flexibilidade auxilia nas novas tomadas de decisão (PELLEGRINI, 2000).

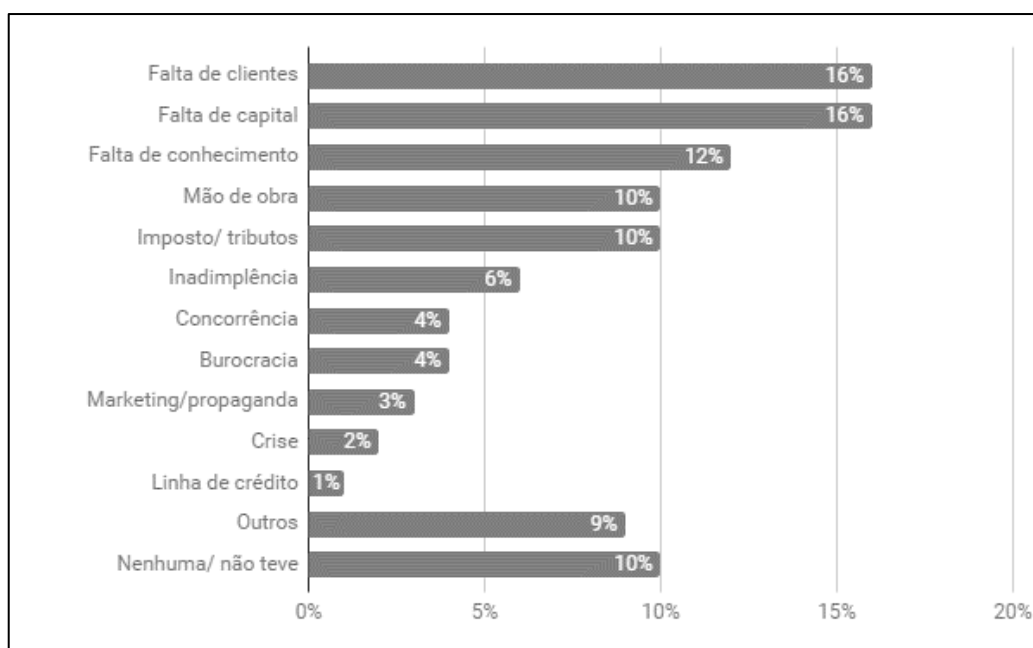
As pequenas empresas têm dificuldade de implementar métodos de PD devido à falta de conhecimento das ferramentas disponíveis para este fim (SEBRAE, 2016). Muitas vezes, os instrumentos estatísticos disponíveis em pacotes computacionais são vistos como sofisticados e de alto investimento, por isso o pequeno empresário não vê essa área com a importância devida para o desenvolvimento da sua empresa.

As pequenas empresas são uma das grandes responsáveis por gerar emprego e renda no país, e conseqüentemente, movimentar a economia brasileira. Elas representam 99% do total de estabelecimentos existentes no Brasil e somam cerca

de 9 milhões de negócios, além de que são responsáveis por gerarem 27% do PIB brasileiro. Outros números que têm relevância sobre empresas desse porte estão relacionados com a estrutura dessas empresas (SEBRAE, 2016).

A taxa de mortalidade das pequenas empresas brasileiras é classificada como alta, com duração de no máximo dois anos de funcionamento, no que se refere à mortalidade infantil das empresas. Entre as principais causas da taxa de mortalidade das micro e pequenas empresas estão a falta de capacitação da mão de obra e a falta de capacitação do próprio empreendedor. Além desses fatores, tem-se a situação do empresário antes da abertura, o planejamento dos negócios e a gestão do negócio em si (SEBRAE, 2016). A Figura 1 mostra que a falta de conhecimento está entre as três principais dificuldades enfrentadas pelo empresário no primeiro ano de atividade do negócio.

**Figura 1 – Sobrevivência das Empresas no Brasil**



**Fonte:** Sebrae (2016)

Nessa mesma pesquisa, realizada pelo SEBRAE, foi perguntado aos empresários o que teria sido mais útil para evitar o fechamento prematuro do negócio. Entre os principais motivos está o planejamento do negócio que auxiliaria na maturação da empresa (SEBRAE, 2016).

À luz dessas considerações, este estudo buscou dar suporte a uma pequena empresa do setor industrial que não possui métodos definidos de PD. Apesar desta

empresa atuar há anos no mercado, para que ela continue a crescer, se profissionalizar e aumentar seu porte é importante que ela busque se apropriar das mesmas ferramentas que as grandes empresas utilizam, a maneira correta. A PD é uma ferramenta primordial nesse sentido (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

Assim, espera-se que esta pesquisa sirva como ferramenta de trabalho para indústria estudada e também seja instrumento de inspiração para outros empreendedores que buscam alternativas para otimizar seu negócio utilizando a PD. Eles poderão analisar seu processo atual, comparar com o mercado e buscar novas soluções e tecnologias para otimizar sua gestão.

## **1.2 Objetivos**

### **1.2.1 Geral**

Escolher os métodos de previsão da demanda mais adequado para o planejamento e controle da produção na Millagre Indústria de Alimentos LTDA.

### **1.2.2 Específicos**

O objetivo geral se apoia nos seguintes objetivos específicos:

- Coletar a série histórica de dados da empresa;
- Selecionar os modelos de PD com base na revisão da literatura e na análise exploratória dos dados históricos de demanda do produto;
- Identificar os benefícios dos modelos de PD para a empresa;

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

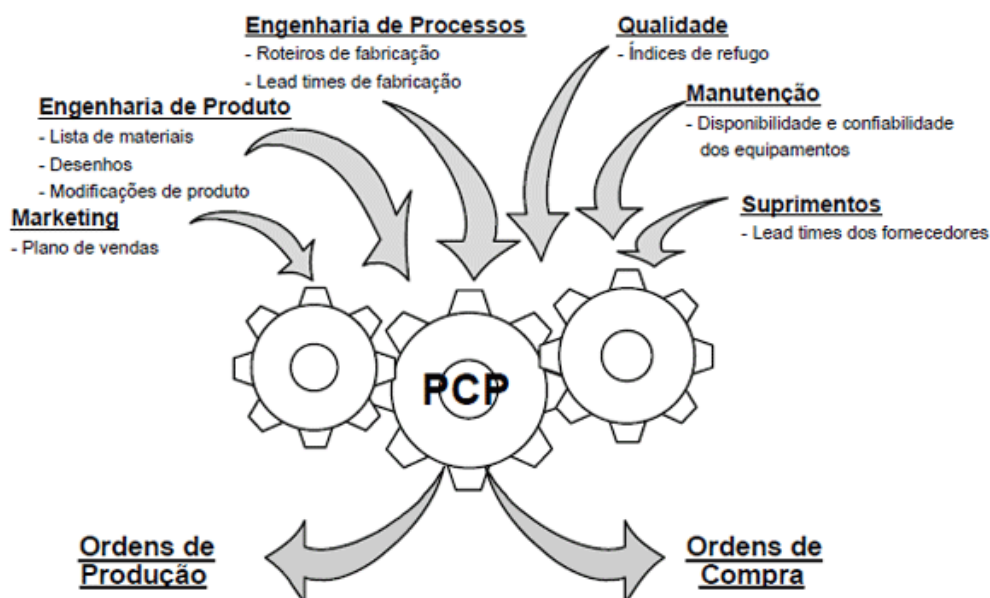
As próximas subseções versam sobre o PPCP e a PD. São abordadas as definições, além de tópicos relevantes na escolha de um modelo para uma organização que busca orientar seus processos a partir de uma melhor compreensão da sua demanda.

### 2.1 Planejamento, programação e controle da produção

O Planejamento e Controle da Produção (PCP) faz parte de uma das principais funções da administração. Para Russomano (2000), o planejamento da produção consiste na programação da produção para um certo período a partir das informações de previsão de vendas, capacidade produtiva e recursos financeiros disponíveis. O período desejado para fazer esse cálculo pode ser curto, médio ou longo.

A Figura 2 mostra o intercâmbio que é preciso acontecer entre os departamentos de uma organização para que a engrenagem do PPCP/PCP funcione corretamente.

**Figura 2 – Fluxo do PPCP**



**Fonte:** Martins (2000, p. 156)

Consoante esse entendimento, Vollmann *et al.* (2006, p. 28) afirmam que a tarefa essencial do PPCP é:

[...] gerenciar com eficiência o fluxo de material, a utilização de pessoas e equipamentos e responder as necessidades do cliente utilizando a capacidade dos fornecedores, da estrutura interna, e, em alguns casos, dos clientes para atender a demanda do cliente.

Nesses termos, entende-se que as informações oriundas dos demais setores da empresa são os insumos necessários para que o planejamento ocorra adequadamente. A ausência ou a inconsistência das informações pode causar gargalos no processo de planejamento, causando desperdício, retrabalho, aumento nos custos e insatisfações dos clientes. Da mesma forma, o sistema de PPCP deve processar corretamente os dados para que as informações obtidas sejam úteis no *feedback* que tem de ser dado aos outros setores. Considerando que PPCP disparara demandas para os demais setores após a emissão do planejamento da produção, infere-se que esta é uma atividade cíclica que está ligada à uma cadeia de processos.

Ao longo do tempo, o conceito de PCP tem se aprimorado e englobado novas atribuições, sendo recentemente chamado PPCP. A diferença básica é o acréscimo de uma outra letra “P”, referente à Programação. Essa adição não modifica as atividades do PCP, mas busca traduzir melhor suas atribuições. Nesse sentido, Silva *et al.* (2015, p. 130-131) afirmam que o PPCP está fundamentado em colaborar com as instruções técnicas para o planejamento, controle e estratégia de sistemas de produção com o intuito de atender o cliente conforme sua necessidade, otimizando os custos e aumentando os lucros.

O planejamento tem por objetivo trabalhar com prazos maiores e de forma ampla, compreendendo investimentos em maquinários e recrutamento de pessoal, por exemplo. A programação lida com prazos curtos das atividades diárias relacionadas à produção. Nesse sentido, a distinção entre as siglas do PCP e do PPCP é exatamente a execução das tarefas em relação ao tempo. O planejamento é maior e visa o longo prazo, em contraste, a programação é diária, semanal ou mensal (TUBINO, 2000). Neste trabalho será utilizada a sigla PPCP, que representa uma evolução do PCP em relação a suas atribuições e abrangências.

O PPCP se caracteriza pela utilização de *softwares* que tem como principal função emitir a programação da produção para o período solicitado. O sistema de Planejamento das Necessidades Materiais (em inglês: *Manufacturing Resource Planning*, MRP<sup>1</sup>), “[...] é uma técnica para converter a previsão de demanda de um item de demanda independente em uma programação das necessidades de suas partes (estrutura)” (ALBERTIN; PONTES, 2016, p. 132). Nesse caso, a demanda trata da necessidade de matéria prima, ou seja, a demanda de produção interna.

Em resumo, o PPCP faz parte de uma evolução histórica do PCP, sendo aprimorado continuamente, acompanhado o progresso tecnológico, agregando às suas atividades novas ferramentas para melhor transformar os dados em ordens de produção, planos mestre de produção e requisição de insumos que são suas atribuições.

### 2.1.1 Atribuições do setor de PPCP

O setor de PPCP determina o que, quanto, onde, como e quando vai ser produzido. Para essas atividades existirem, o PPCP tem atribuições fundamentais. Para Slack et al. (2006), as atribuições do PPCP compreendem um conjunto de atividades que englobam a PD, o planejamento da capacidade da produção, além do planejamento agregado da produção, a programação mestre da produção e o controle da produção. Essas atividades não são pormenorizadas nesse trabalho considerando que não estão diretamente ligadas ao que se propõe como objetivo de pesquisa, todavia, Slack et al. (2006) explora detalhadamente cada uma delas.

A elaboração dos planejamentos de produção depende da PD, dado que eles se baseiam em números para verificar capacidade de produção e a necessidade de materiais. A figura 3 exemplifica a necessidade de se conhecer a previsão para que seja executada uma projeção conforme o espaço de tempo, uma vez que para cada prazo é preciso calcular a demanda de diferentes formas. (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Para os prazos mais longos ou médios a previsão é realizada de forma agregada para que seja possível verificar a capacidade de produção. A curto prazo

---

<sup>1</sup> “Ao longo do tempo, o conceito de MRP desenvolveu-se de um foco na gestão de operações que auxiliava o planejamento e o controle das necessidades de materiais para se tornar, em anos, mais recentes, um sistema corporativo que apoia o planejamento de todas as necessidades de recursos do negócio”. (SLACK et al., 2006 *apud* COSTA, 2010).

são executados os planos mestres de produção que tem por função destrinchar as quantidades dos itens a serem produzidos (SLACK et al., 2002).

**Figura 3 – Atribuições do setor de PPCP**



**Fonte:** Slack et al. (2002)

Existem métodos qualitativos e quantitativos para prever a demanda (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001; TUBINO, 2000; MARTINS; LAUGENI, 2015). A PD será abordada mais especificamente na próxima seção.

## 2.2 Previsão da demanda

A PD é uma área crucial no suporte da administração da produção e operações, pois, a partir dela se iniciam outras atividades. Nela são fundamentadas as tomadas de decisão a curto, médio e longo prazo (TUBINO, 2009). A partir da previsão é possível decidir sobre novos investimentos em máquinas ou adequação do quadro de pessoal, demissão ou admissão, ou simplesmente atividades de curto prazo como compras e suprimentos para execução da produção programada no Programa Mestre de Produção. Ritzaman e Krajewski (2004) estabelecem que o planejamento pode ser classificado em três níveis temporais: curto prazo (entre 0 e 3 meses), médio prazo (entre 3 meses e 2 anos) e o longo prazo (mais de 2 anos).



Diaz e Pires (2003) preconizam que a PD é uma etapa crítica para todos os membros de uma cadeia de suprimentos devido à complexidade e às incertezas das suas atividades. A PD pode existir antes mesmo de uma empresa iniciar suas operações, podendo ser responsável por verificar a necessidade de um determinado produto no mercado. Neste caso, a previsão da demanda auxilia as estratégias de *marketing*, que por sua vez objetivam criar a necessidade no mercado e gerar a demanda de um determinado produto.

Inicialmente, é necessário esclarecer o que não é previsão. Distinguir planejamento, predição e previsão é fundamental para uma correta compreensão da PD. O primeiro termo, planejamento, pode ser entendido como um processo lógico que descreve as atividades necessárias para ir do ponto atual até o objetivo definido. A predição é o processo para determinar um acontecimento futuro baseado em dados completamente subjetivos e sem uma metodologia de trabalho clara. Já a previsão, foco desse trabalho, é um processo metodológico para determinação de dados futuros baseados em modelos estatísticos, matemáticos ou ainda em modelos subjetivos apoiados em metodologia de trabalho clara e previamente definida (MARTINS; LAUGENI, 2015).

Ritzaman e Krajewski (2004) defendem que a PD é a atividade de ponderação do futuro a fim de realizar o planejamento. Entretanto, esses autores sinalizam a importância de se averiguar as mudanças que acontecem no ambiente externo da empresa e seus *stakeholders* (partes interessadas das organizações), pois eles influenciam diretamente na disposição de realizar PD adequadas.

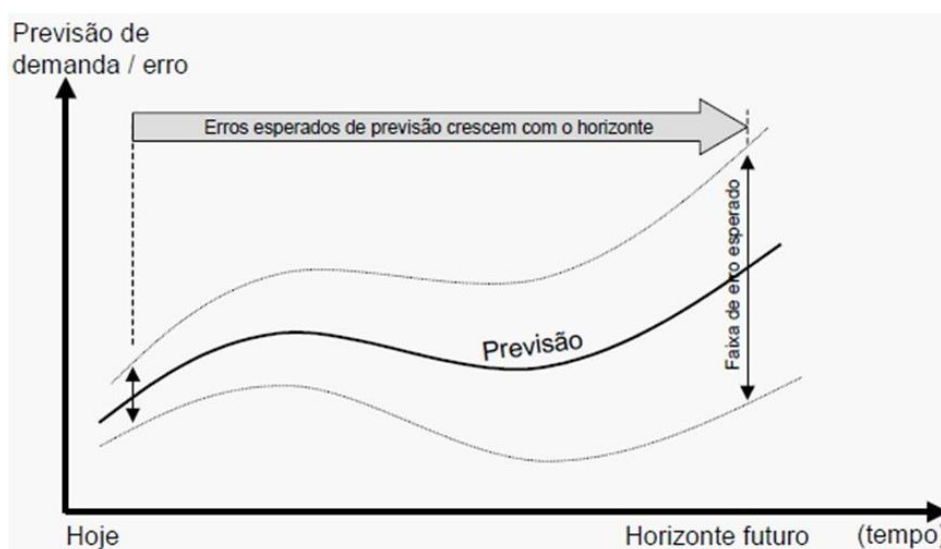
A previsão também não deve ser confundida com metas. Outros setores da organização que não são da área de produção acabam embasando suas previsões com influência de suas áreas de atuação. O setor de vendas, orientados por metas, podem ligeiramente fazer essa confusão. A partir daí, iniciam-se os principais erros cometidos ao realizar previsões. Porém, é preciso esclarecer que uma previsão nunca será precisa, porque nenhuma previsão é exata, afinal de contas é uma tentativa de projetar uma ação futura e poder se planejar tal (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

A demanda também precisa ser explicada para não ser confundida com o conceito de consumo. Ela está relacionada à ação de busca do consumidor em adquirir algum produto e remete-se a um dado relacionado ao futuro. Em contraste, o consumo se refere ao passado e se remete a um dado sobre o que o consumidor adquiriu ou comprou (MARTINS; LAUGENI, 2015).

Outros erros que são cometidos ao realizar previsões é amparar a previsão em apenas um número, porque além da previsão é preciso calcular o erro da previsão. Além disso também é necessária a manutenção do método de previsão. Um erro importante é manter-se com o mesmo método sem o monitoramento da previsão realizada. Em relação à concorrência, o grande diferencial é ter uma previsão mais precisa (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

Para prever o futuro é necessário observar o passado através das variações ocorridas entre o previsto e o realizado, aplicando-se uma faixa de erro para as futuras previsões. Diante disso, os desvios devem servir de base para traçar previsões. Sugere-se a utilização de um gráfico com a média de erros das previsões passadas, utilizando-se de uma faixa de erro esperado (Figura 4) (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

**Figura 4** – Faixa de erro esperado nas previsões



**Fonte:** Corrêa e Corrêa (2012, p. 240)

A Figura 4 expressa o tamanho da variação que a previsão da demanda pode gerar em relação ao tempo. Quanto maior for o período de tempo, maior será o tamanho do erro. Isto acontece porque nem todos os fatores são considerados para os cálculos de previsão. Com o tempo, o ambiente se modifica e o cenário passa a ter outro comportamento. As variáveis passam a exercer maior influência sobre o comportamento da demanda (TUBINO, 2009).

À luz disso, Albertin e Pontes (2016) esclarecem que a PD se apropria de técnicas e métodos científicos de projeção de vendas, recebimento de pedidos e

monitoramento do atendimento ao cliente com a intenção de preparar e tabular os dados para o processo de tomada de decisão a partir da gestão.

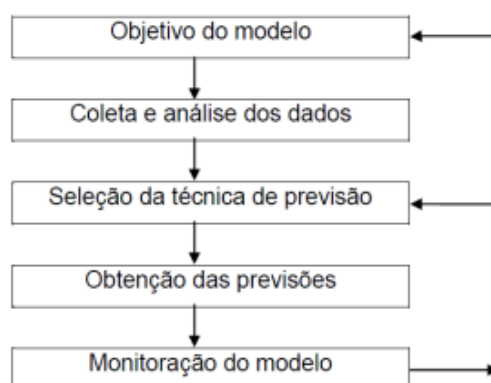
Tubino (2009) define PD como o fundamento para o planejamento estratégico da produção de toda empresa, porque a partir dele as empresas podem organizar os planos de capacidade, de fluxo de caixa, de vendas, de produção e estoques, de mão de obra, de compras, etc. Consoante com esse entendimento, Corrêa e Corrêa (2012) esclarecem que as decisões tomadas levam um certo tempo para que se tenha de fato o efeito esperado. Essa situação é contextualizada no caso de expansão da fábrica, contratações, compra de materiais, entre outras situações e, por isso, é importante realizar previsões para poder planejar o futuro.

Vários fatores que podem influenciar a previsão da demanda, incluindo eventos internos ou externos a organização (RITZAMAN; KRAJEWSKI, 2004). As mudanças internas são consideradas como alterações controláveis e estão ao alcance da gestão para poder conter ou amplificar a ação. Já as alterações que ocorrem externamente são ações não controláveis pela organização, entretanto podem influenciar de maneira a modificar a demanda do seguimento positiva ou negativamente.

Por isso, em alguns casos, é preciso ficar atento às alterações do ambiente externo como políticas públicas, mudanças de governo, novas leis, eventos naturais como previsão do tempo, etc. Em países com maior estabilidade econômica, por exemplo, é mais fácil acertar a previsão do que em países como o Brasil que oscilam muito devido a fortes alterações como política de juros e a taxa de inflação (SLACK et al., 2018).

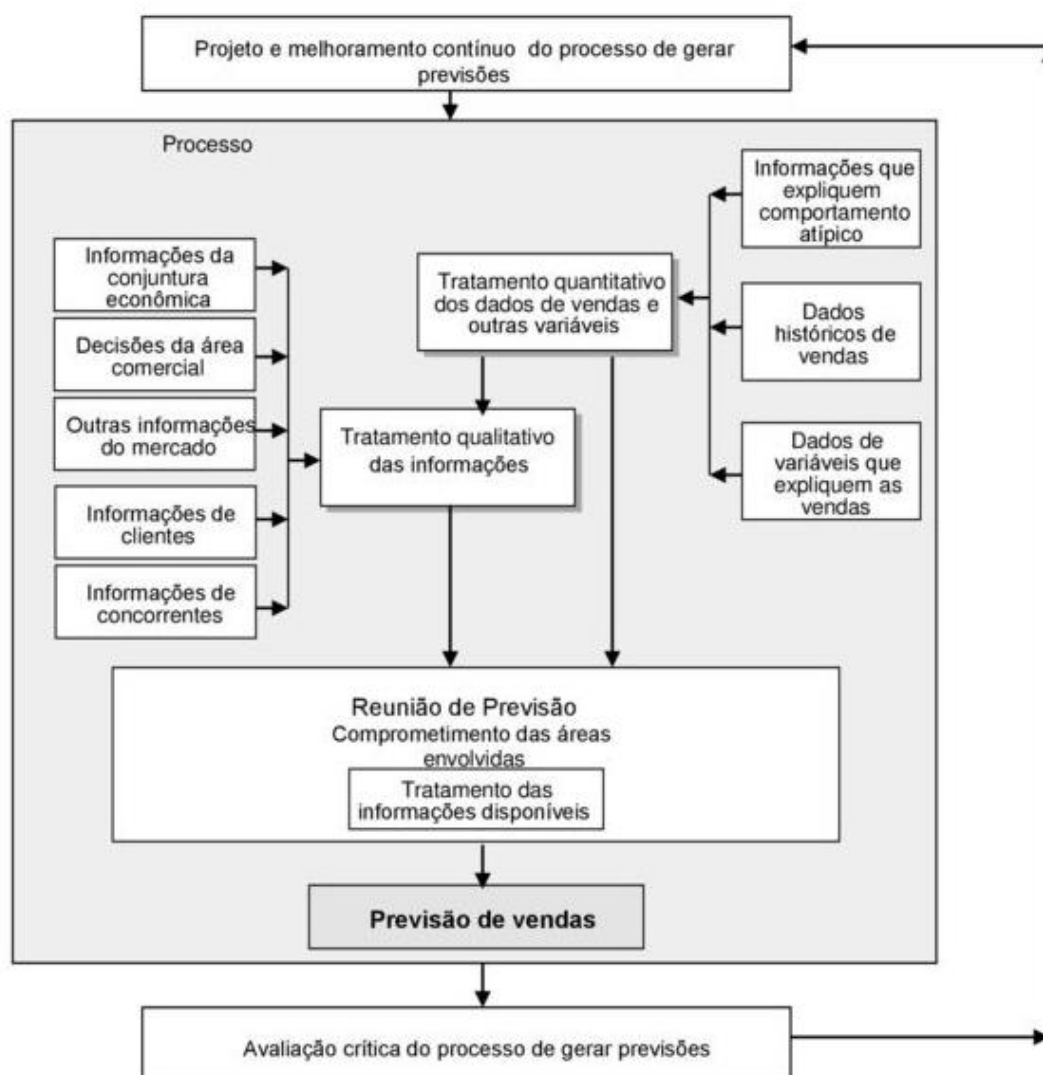
Existem vários métodos para calcular a previsão de demanda (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010). Alguns são baseados em cálculos matemáticos que podem considerar o histórico de vendas para compreender a demanda futura, sendo conhecidos como modelos quantitativos. Também podem ser utilizados dados qualitativos, que buscam compreender uma demanda de maneira subjetiva, baseada em fatores de análise do ambiente (TUBINO, 2009). Segundo Furtado (2006), é possível unir a consistência do método quantitativo a flexibilidade do método qualitativo.

Para realizar a previsão é preciso seguir uma série de etapas. Um modelo genérico para essas etapas é sugerido por Tubino (2009) e Fernandes e Godinho Filho (2010) (Figura 5).

**Figura 5** – Etapas do modelo de previsão da demanda

**Fonte:** Tubino (2009, p.16)

Contrapondo, Corrêa e Corrêa (2012) defendem que devem haver outros passos para uma melhor previsão. Como afirmado por Furtado (2006) e Slack et al. (2018), a combinação das duas técnicas, qualitativa e quantitativa, pode aumentar o nível de confiabilidade da previsão, pois haverá uma análise completa do cenário, compreendendo tanto as variáveis mensuráveis quanto as oportunidades e ameaças vindas do ambiente externo. A Figura 6 descreve o processo sugerido por Corrêa e Corrêa (2012) para a PD, o qual também é chamado de projeto e melhoramento contínuo do processo de gerar previsões.

**Figura 6** – Projeto e melhoramento contínuo do processo de gerar previsões

**Fonte:** Corrêa e Corrêa (2012, p. 244)

Consolidando as sugestões dos autores, primeiramente é preciso identificar o objetivo da previsão, pois é importante saber quais decisões serão tomadas a partir dos seus resultados. Nesse passo também é importante saber o que será previsto, o número de itens que serão previstos, o valor agregado dos itens, o nível de agregação e o horizonte de planejamento (curto, médio ou longo prazo), considerando também que os erros médios de previsão aumentam conforme o horizonte de tempo.

O segundo passo consiste em coletar os dados dos itens. Na sequência uma análise exploratória do histórico dos dados é necessária porque ela ajudará na escolha do método de previsão mediante o comportamento da série. Neste ponto, ocorre o tratamento quantitativo dos dados de vendas e de outras variáveis, considerando também informações que expliquem comportamentos atípicos em

determinados períodos e dados de variáveis que expliquem as vendas (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

Na etapa do tratamento dos dados surge uma importante tarefa a ser realizada: a identificação dos *outliers*<sup>2</sup>. Os *outliers* são justificados pelas informações de comportamentos atípicos. São dados que estão fora do padrão de comportamento da série analisada. Lemos (2006) compreende esse ajuste como o refinamento dos dados, devendo os mesmos serem excluídos para que o processo preditivo se torne mais confiável. Em adição, Pellegrini (2000) conclui que esses valores devem ser eliminados da série para torná-la mais realista.

Por isso, é de suma importância que os setores façam as previsões em conjunto, debatendo todas as questões necessárias no intuito de colocar no processamento todos os acontecimentos para que a previsão seja coerente com a realidade. Para auxiliar esta análise preliminar dos dados, Makridakis et al. (1998 *apud* CONSUL; WENER, 2010) indicam a plotagem gráfica dos dados, para facilitar a identificação dos valores espúrios na série temporal. Nesse passo, também é possível visualizar os padrões, tendências, ciclos e sazonalidades na série.

A combinação de mais de um modelo também pode ser eficaz na tentativa de encontrar uma melhor maneira de prever a demanda. Para uma previsão mais consistente, pode-se harmonizar o tratamento qualitativo das informações através de dados oriundos dos ambientes externo e interno da empresa com os dados quantitativos. Os dados subjetivos da técnica qualitativa compreendem as informações da conjuntura econômica em que a empresa está inserida, decisões da área comercial, informações do mercado como um todo, pesquisa com clientes e inclusive estudo da concorrência (CORRÊA; CORRÊA, 2012).

Ainda na tentativa de ser o mais assertivo possível na PD, também é orientado uma reunião com todas as áreas da empresa para tratar sobre a percepção de cada setor. Dessa forma haverá sinergia entre as áreas e a organização conseguirá direcionar seus esforços na mesma direção.

Após a análise detalhada e o tratamento das informações, parte-se para a escolha do modelo de previsão, que para Tubino (2009) é a etapa mais importante da PD. Existem muitos modelos disponíveis dentro das técnicas qualitativas e quantitativas, que serão tratados nas seções subsequentes. É importante salientar

---

<sup>2</sup> Dados que claramente encontram-se fora dos padrões esperados (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Termo em inglês que em estatística significa erro aberrante, espúrio.

que os modelos quantitativos são separados em pelo menos em duas áreas: as séries causais e as séries temporais (MARTINS; LAUGENI, 2015).

O penúltimo passo é aplicar o método de previsão escolhido, processar os dados e gerar as previsões segundo o/os modelo/s mais adequado/s. Para esta etapa podem ser utilizados *softwares* básicos, como o MS Excel, no caso de métodos mais simples, a Média Móvel Simples (MMS), por exemplo, ou *softwares* estatísticos mais robustos capazes de aplicar diversos métodos de uma única vez, calcular os erros e apresentar o método mais adequado para a série histórica de dados.

O último passo do processo é a fase de acompanhamento do método aplicado. Essa é o momento de ter atenção ao indicador que vai fornecer dados para que o método seja ajustado. A empresa deve escolher um indicador para atestar o nível de acuracidade. É válido ressaltar que existem dois tipos de indicadores: os indicadores de adequação do modelo e os indicadores de desempenho (MOREIRA, 2015). No caso de um modelo que já está sendo utilizado, os indicadores de desempenho é que deverão ser observados. Os dados fornecidos também serão utilizados para o reinício do processo de PD. São esses dados que retroalimentarão o sistema para começar mais uma tomada de decisão.

É importante conhecer os métodos dos modelos disponíveis para facilitar a aplicação e a compreensão da escolha do método mais adequado. Serão tratados nesse trabalho alguns métodos mais aplicados dos modelos qualitativo e quantitativo.

### 2.2.1 Modelos qualitativos

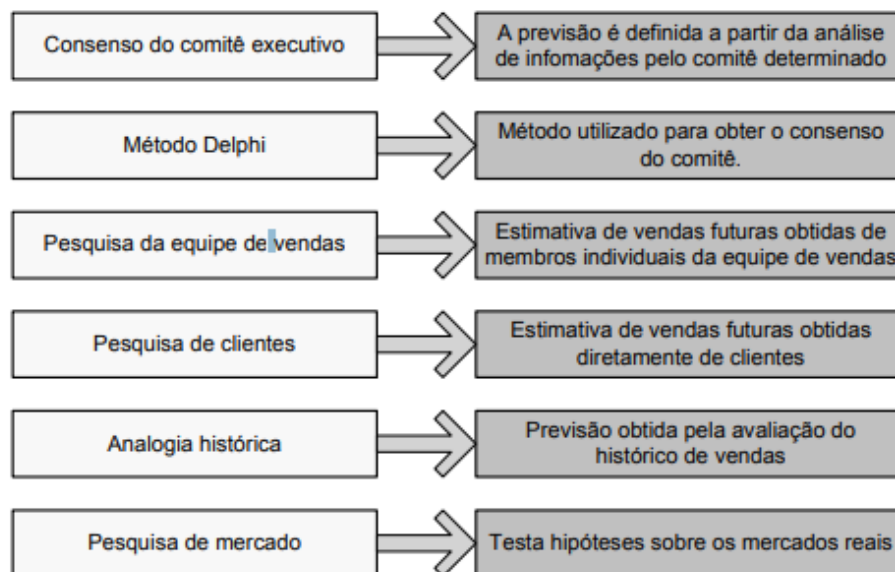
Em determinadas situações, não é possível recorrer aos números para realizar uma PD, como é o caso de produtos que ainda não possuem um histórico de venda. Dessa forma, não é possível prever o futuro por meio do passado. Os lançamentos de novos produtos são os mais citados nessa situação. A avaliação do comércio internacional, desenvolvimentos tecnológicos, tendências do mercado, alterações políticas e econômicas são exemplos de conjunturas que devem ser avaliadas por este modelo (CORRÊA; CORRÊA; 2012; TUBINO, 2009).

A análise qualitativa parte de julgamentos pessoais e é feita por especialistas ou pessoas que vivenciam a realidade em questão, gerentes, vendedores, clientes, fornecedores, entre outros que tenham capacidade de emitir uma opinião acerca do

que está sendo avaliado. Apesar de ser uma análise subjetiva, o modelo deve seguir uma metodologia bem definida (MOREIRA, 2015; TUBINO, 2009).

Algumas técnicas do método qualitativo, que propõem uma sistemática clara, são apresentadas na Figura 7, juntamente com a sua respectiva característica para obtenção das previsões.

**Figura 7 – Modelos qualitativos de previsão de demanda**



**Fonte:** Gaither et al. (2001)

Os métodos qualitativos não serão detalhados neste trabalho, tendo em vista que não são utilizados na análise dos resultados. Considerando que as previsões foram feitas com base em séries temporais, utilizou-se modelos quantitativos, apresentados a seguir.

### 2.2.2 Modelos quantitativos

Os modelos quantitativos também são conhecidos como modelos matemáticos porque se fundamentam em números para esboçar previsões (MOREIRA, 2015). Estes modelos são separados em duas classes de métodos de previsão, os causais e as séries temporais, e se baseiam em dados históricos de consumo, porque há o entendimento de que a demanda se repetirá no futuro (CORRÊA; CORRÊA, 2012; MOREIRA, 2015; TUBINO, 2009; KRAJEWSKI et al., 2009).

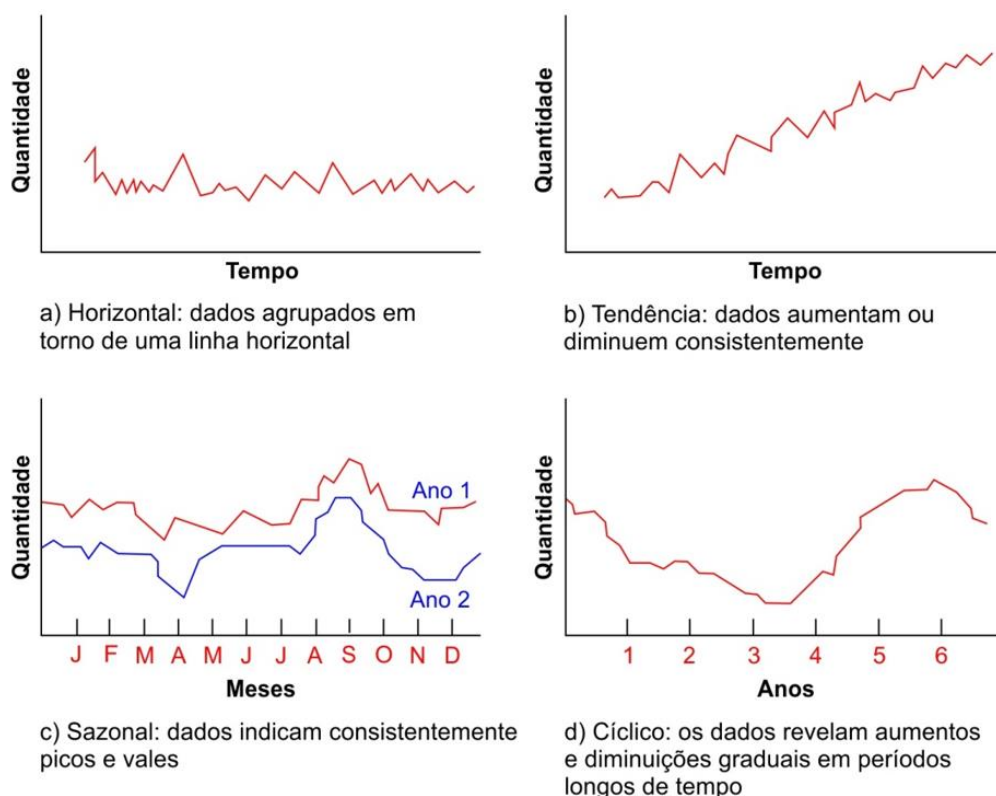


Os modelos causais utilizam dados históricos disponíveis da demanda e correlacionam com outros fatores a serem previstos que podem ser internos ou externos. Essas variáveis são conhecidas como variáveis causais. Esses modelos também podem ser vistos como previsões baseadas em correlações. Alterações no ambiente externo como alterações governamentais ou no ambiente interno como campanhas publicitárias são exemplos de variáveis causais. Em adição, a venda de determinado produto pode estar associada à venda de outro, podendo ser entendida como uma demanda que outra demanda.

O propósito é associar uma equação que sinalize a consequência da variável sobre a demanda do item que está sendo analisado. A utilização das técnicas desse método tem a função de identificar pontos de inflexão na demanda e possibilita uma previsão de longo horizonte. O método mais utilizado é a regressão linear (KRAJEWSKI et al., 2009; MOREIRA, 2015; SLACK et al., 2015; TUBINO, 2009).

As séries temporais, diferentemente das causais, utilizam os dados históricos apenas em relação à variável dependente. Isso confirma o entendimento de que o comportamento dos períodos anteriores irá se repetir no futuro (CORRÊA; CORRÊA, 2012; KRAJEWSKI et al., 2009). A desvantagem desse modelo de previsão é que utiliza apenas uma variável para prever a demanda. Tão somente se analisa o passado para prever o futuro, deixando de lado as variáveis que podem influenciar a demanda significativamente abordada no modelo anterior (modelos causais) ou situações ponderadas na técnica qualitativa (SLACK et al., 2015).

As séries temporais apresentam uma subdivisão com cinco padrões de demanda: horizontal, tendência, sazonal (padrão de oscilação da demanda segundo período definido), cíclico (alteração gradual da demanda menos previsível ao longo do tempo) e aleatório, que ocorre quando a variação da demanda é imprevisível. Uma série temporal pode estar relacionada a qualquer combinação desses padrões, dependendo do tamanho do período analisado. Quanto maior for o horizonte, maior a chance de vários padrões aparecerem. A Figura 8 apresenta os padrões de comportamento citados, sendo que em qualquer série temporal há presença do comportamento aleatório (MOREIRA, 2015; RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004; SLACK et al., 2018).

**Figura 8 – Padrões de demanda**

**Fonte:** Ritzman e Krajewski (2004, p. 262)

O padrão horizontal nada mais é que o comportamento da série temporal baseada nas médias das demandas. É a oscilação estável da demanda em relação à uma média. Sendo assim, qualquer técnica utilizada para este padrão utilizará a média calculada no período corrente (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004; SLACK et al., 2018).

Outro padrão que é frequente nas series temporais é o tendencial, que reflete o aumento ou diminuição sistemática na média da série em relação ao horizonte. O comportamento dos dados quando plotados em gráficos permite a identificação da linearidade ou não da equação que representa a tendência (TUBINO, 2009).

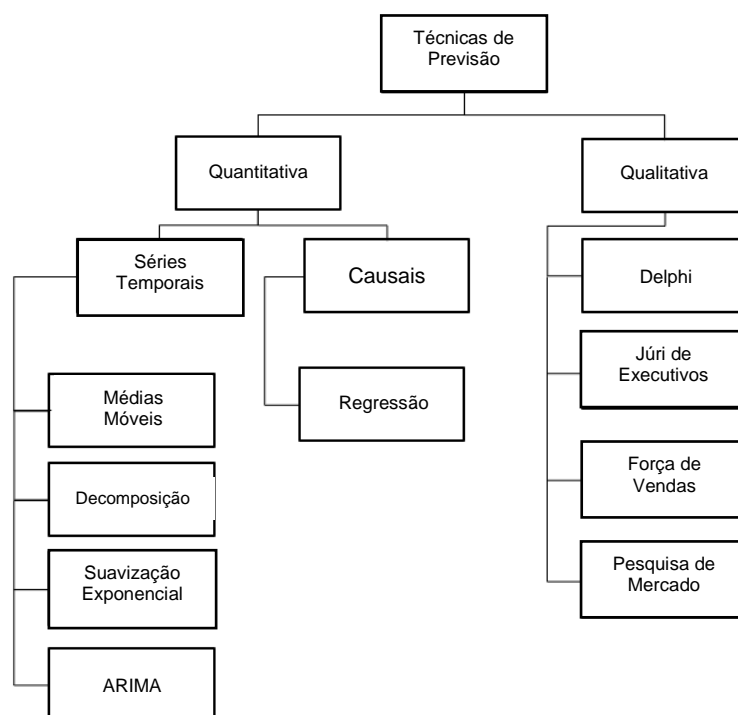
Quando uma demanda se repete de maneira cíclica dentro do período de um ano ela é caracterizada como sazonal. Sendo assim, a característica básica da sazonalidade é a existência de alterações regulares da demanda em um período de um ano. Um dos fatores que é comumente citado são as estações do ano (primavera, verão, outono e inverno) que fazem com que a demanda oscile em sua função (CORRÊA; CORRÊA, 2012; SLACK et al., 2009). Os métodos mais utilizados para realizar previsões de padrões sazonais se baseiam no coeficiente de sazonalidade (MARTINS; LAUGENI, 2015).

A aleatoriedade é um padrão que tem bastante frequência nas demandas. Algumas vezes, o padrão é completamente aleatório ou a aleatoriedade aparece dentro de um horizonte que também engloba outros padrões. A aleatoriedade pode ser vista como um erro ou simplesmente alteração das variáveis analisadas na série histórica de dados (CORRÊA; CORRÊA, 2012; SLACK et al., 2009).

Também identificadas como variações não assinaláveis, as variações aleatórias não possuem causa conhecida, entretanto não significa que não tenha um motivo. Apesar disso, é possível calcular a PD para essas séries. Dois métodos indicados para aplicação desse padrão é a média móvel e a previsão exponencialmente ajustada. Outra forma de prever esse comportamento é agregando linhas de produtos baseando a previsão no consumo de períodos anteriores (CORRÊA; CORRÊA, 2012; RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004; SLACK et al., 2018; TUBINO, 2009)

A Figura 9 apresenta as diferentes abordagens para métodos de tratamento de informações em previsões e em que classificação cada uma se encaixa. Nas subseções que se seguem serão abordados alguns modelos que foram citados e outros que buscam enquadrar diferentes variações de comportamento do padrão da demanda, como o modelo de Holt, Winter e Sazonal.

**Figura 9** - Abordagens para métodos de tratamento de informações em previsões



**Fonte:** Corrêa e Corrêa (2012, p. 248)

A partir do banco de dados disponível é escolhida uma técnica para realizar uma previsão. Como visto nas seções anteriores a previsão pode utilizar meios quantitativos ou qualitativos. A Figura 9 apresenta um resumo dos modelos disponíveis segundo as técnicas para realizar PD.

#### 2.2.2.1 Regressão linear

A regressão linear é o modelo mais utilizado para previsões de correlação, que também é chamado de métodos causais (TUBINO, 2009; RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). A finalidade é encontrar uma equação de previsão, do tipo  $Y = a + bX$  (onde  $Y$  é a variável dependente – demanda – a ser prevista e  $X$  a variável independente da previsão) (TUBINO, 2009).

O propósito desse modelo é definir os valores de  $a$  e  $b$  que diminuam a soma dos quadrados dos desvios. São utilizados programas computacionais que simulam os valores para  $a$  e  $b$  dando a melhor combinação de dados para o menor erro-padrão da previsão. O valor de  $a$  é a ordenada que corresponde quando  $X$  é igual a 0. Já o valor de  $b$ , que é o coeficiente angular da reta, é dado pela tangente do ângulo formado pelo eixo  $X$ . O valor de  $b$  pode ser positivo ou negativo (MOREIRA, 2015).

A equação linear simples ocorre quando apenas duas variáveis são correlacionadas e a variável dependente em função de apenas uma variável independente (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). O objetivo do método é prever uma demanda baseada no consumo de um outro produto, por isso são variáveis correlatas (TUBINO, 2009). A previsão é encontrada através da equação produzida pelo método e com ela é possível a fazer projeções de longos períodos.

#### 2.2.2.2 Média móvel simples

O método da Média Móvel Simples (MMS) considera a previsão do próximo período  $t$  como sendo a média aritmética dos  $n$  períodos imediatos anteriores. Inicialmente, deve-se escolher sobre quantos períodos a média será calculada. Entretanto, geralmente são utilizados entre quatro e sete níveis (SLACK et al., 2015). Seu uso se dá para demandas que não apresentem tendências e sazonalidade

(MOREIRA, 2015; TUBINO, 2009), sendo mais apropriado em casos de demanda horizontal.

Moreira (2015) também argumenta que quanto maior for o número de períodos ( $n$ ), para o cálculo da média, haverá diminuição dos efeitos da sazonalidade e tendências desse horizonte ocasionando retardo nas respostas das variações da demanda. A MMS utiliza dados de um número predeterminado de períodos para gerar a previsão e a cada nova previsão se substitui o dado mais antigo pelo mais recente, movendo a média período a período (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004; TUBINO, 2009).

#### 2.2.2.3 Média móvel ponderada

Assim como a MMS, a PD deste modelo é realizada com base nos dados de consumo dos períodos anteriores, porém corrigindo-o com o um coeficiente de ponderação para uma próxima previsão (PEREIRA et al., 2006). A diferença básica para a MMS é que aqui se atribui um peso maior para o período mais recente e um peso menor para o penúltimo período e assim sucessivamente.

Dessa forma atribui ao período mais próximo maior relevância diante do horizonte analisado, permitindo que a previsão seja baseada no consumo mais recente. Atribui-se um peso a cada um dos dados, sendo que a soma dos pesos deve ser igual a 1. A utilização da Média Móvel Ponderada (MMP) se dá quando se quer dar maior importância aos últimos valores registrados (MOREIRA, 2015).

#### 2.2.2.4 Média móvel com ajustamento exponencial

Esse método de previsão é um aprimoramento do método de MMP. Por sua simplicidade e fácil aplicação é utilizado com frequência, utilizado para demandas médias, mas que possibilita o acompanhamento de pequenas alterações de tendências (TUBINO, 2009). Diferentemente da MMP que requer  $n$  períodos e  $n$  pesos, este modelo precisa apenas de três dados: a previsão do último período, a demanda real desse período e um coeficiente de aproximação chamado alfa que deve ser entre 0 e 1 (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

Isso significa que a previsão para o próximo período é igual a previsão do período corrente com o acréscimo de um percentual de erro para o período atual. A previsão  $P$  é calculada a partir da última previsão realizada no período  $(t - 1)$  adicionada ou

subtraída de um coeficiente ( $\alpha$ ) que multiplica o consumo ( $C_{t-1}$ ) menos a previsão no período  $P_{t-1}$ , conforme a Eq. 1. (TUBINO, 2009).

$$P_t = P_{t-1} + \alpha (C_{t-1} - P_{t-1}) \quad \text{Eq. 1}$$

#### 2.2.2.5 Suavização linear de Holt

O método da suavização linear de Holt também é conhecido como suavização exponencial dupla. O modelo de Holt deve ser utilizado em séries que ocorram tendência linear, porém sem sazonalidade e o cálculo de suavização está relacionado com o nível e a tendência da série. A suavização exponencial desse modelo é calculada com zero ordem de autorregressão, duas ordens de diferenciação (constantes de suavização  $\alpha$  e  $\beta$ ) e duas ordens de média móvel. A constante  $\alpha$  é de amortecimento para o nível da demanda e  $\beta$  é a constante de amortecimento para a tendência (com valores entre 0 e 1) (PELLEGRINI, 2000).

O modelo é calculado a partir de três equações. A Eq. 2, é responsável por calcular a previsão da demanda para os próximos períodos. As equações 3 e 4 estimam o nível da inclinação da série temporal.

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = L_t + b_t m \quad \text{Eq.2}$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad \text{Eq.3}$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad \text{Eq.4}$$

#### 2.2.2.6 Sazonal simples

O comportamento sazonal da demanda é muito comum em qualquer ramo de atividade. Esse modelo é caracterizado pelo aumento ou diminuição regular da demanda ao longo do período de um ano. O período sazonal pode ser apenas um dia, horas ou ainda assim semanas e meses. Apesar de considerar os efeitos sazonais da demanda, a desvantagem desse modelo é desconsiderar informações sobre a demanda passada (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). Para Tubino (2009) deve haver uma justificativa para explicar o movimento regular da alteração da demanda ao longo do tempo.

A PD com esse padrão comportamento pode ser calculada de maneira simples, utilizando o consumo do mesmo período do ano anterior como previsão, mas se houver tendência é preciso acrescentar ao cálculo. Assim, o método correto do cálculo é através da multiplicação do fator de sazonalidade por uma previsão da demanda média. A sazonalidade é explicada por meio de uma quantidade, porcentagem da demanda que foge da média da série, e esse valor é conhecido como índice de sazonalidade. O índice é calculado pela divisão do valor da demanda no período pela média móvel do período (TUBINO, 2009).

#### 2.2.2.7 Modelos de Winters

Os modelos de Winters traduzem adequadamente os dados da demanda que tem a função de identificar a ocorrência de tendência linear, além de um efeito de sazonalidade. Os efeitos da demanda sazonal são localizados quando existem padrões cíclicos de alterações e se repetem em espaços constantes de tempo. A sazonalidade é característica em algumas empresas associadas às estações do ano, dias da semana ou horas do dia (LEMOS, 2006; PELLEGRINI, 2000).

Os modelos de Winter se subdividem em duas categorias: aditivo e multiplicativo. No modelo aditivo, o tamanho da oscilação sazonal permanece igual ao longo do tempo; ou seja, a discrepância entre o valor mínimo e o valor máximo da demanda dentro dos períodos sazonais continua relativamente constante no tempo. Este modelo é adequado para estimar uma série com comportamento de tendência linear, além de uma alteração sazonal que não depende do nível da série. Já o modelo multiplicativo é apropriado para a série com uma tendência linear e um efeito sazonal que depende do nível da série. A amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui como função do tempo (LEMOS, 2006; PELLEGRINI, 2000).

As funções básicas do método multiplicativo de Winters são:

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad \text{Eq.5}$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad \text{Eq.6}$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad \text{Eq.7}$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad \text{Eq.8}$$

Onde:  $s$  é o número de períodos por ciclo sazonal,  $S_t$  é a previsão do componente sazonal da série temporal no período  $t$  e  $\alpha$ ,  $\beta$  e  $\gamma$  são as constantes de suavização (com valores entre 0 e 1, não relacionados). (LEMOS, 2006; PELLEGRINI, 2000).

A Eq. 5 é utilizada para obter a previsão de demanda, sendo obtida pela multiplicação da estimativa de um componente sazonal ( $S_{t-s+m}$ ) à previsão do método linear de Holt. Eq. 6 ajusta  $L_t$  para a tendência do período anterior, pela adição de  $b_{t-1}$  ao último valor suavizado de nível  $L_{t-1}$ . O primeiro termo da Eq. 6 é dividido por um termo sazonal ( $S_{t-s}$ ) para eliminar as flutuações sazonais no cálculo do nível  $L_t$ . A Eq. 7 atualiza a tendência através da diferença entre os últimos dois valores suavizados de nível ( $L_t$  e  $L_{t-1}$ ). A Eq. 8 estima o componente sazonal pela ponderação, através de uma constante de suavização gama, da razão de  $Y_t$  e  $L_t$ , (que corresponde a sazonalidade do período  $t$ ) com a sazonalidade  $S_{t-s}$  (correspondente a sazonalidade do período analisado do ciclo sazonal anterior). (MAKRIDAKIS et al., 1998 apud LEMOS, 2006)

A suavização exponencial aditiva de Winters é calculada com zero ordens de autorregressão, uma ordem da diferenciação, uma ordem da diferenciação sazonal e  $s + 1$  ordens de média móvel, em que  $s$  é o número de períodos em um intervalo sazonal (para dados mensais,  $s = 12$ ) (Eqs. 9, 10, 11 e 12) (LEMOS, 2006; PELLEGRINI, 2000).

$$\text{Previsão: } F_{t+m} = (L_t + b_t m) S_{t-s+m} \quad \text{Eq.9}$$

$$\text{Nível: } L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad \text{Eq.10}$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad \text{Eq.11}$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad \text{Eq.12}$$

As únicas diferenças entre as formas aditiva e multiplicativa do método de Winters são que os índices sazonais e de nível são somados ou subtraídos ao invés de multiplicados ou divididos (LEMOS, 2006). A inicialização do método precisa de valores iniciais de  $L_t$ ,  $b_t$  e  $S_t$ , apresentados em Makridakis et al. (1998). Os parâmetros alfa, beta e gama podem ser determinados de forma a minimizar o erro de previsão.



Além dos modelos citados, existe um modelo conhecido como ARIMA que também é bastante utilizado para combinações de métodos de previsão. O modelo ARIMA, também chamado de Box-Jenkins, parte do pressuposto que os valores da série são dependentes, sendo cada um deles explicado por valores anteriores a série (PELLEGRINI, 2000).

Esse modelo tem o intuito de observar a autocorrelação entre os valores da série temporal. “Através da combinação de termos de autorregressão (AR), integração (I) e médias móveis (MA), o método procura modelos capazes de representar a série temporal, possibilitando, assim, previsões adequadas em relação aos próximos valores da sequência” (WERNER, 2010, p.4).

Esse modelo não será utilizado neste trabalho por se tratar de um dos modelos mais complexos disponíveis, necessitando de um banco de dados com mais informações. Nesta pesquisa foram escolhidos os métodos de suavização exponencial para os dados serem modelados.

### 3 DESCRIÇÃO DA UNIDADE DE ESTUDO

Esta pesquisa utilizou como unidade de estudo uma empresa do ramo alimentício do mercado sergipano, a Millagre Alimentos. Esta indústria fabrica produtos da culinária regional e está presente nos supermercados, *delicatessen*, restaurantes e padarias sergipanas há cerca de dezoito anos. De 1999 a 2009 seu nome fantasia foi LL Comidas Típicas e, em 2009, foi adquirida por um empresário que mudou seu nome fantasia para Millagre.

A empresa iniciou suas atividades na casa de sua primeira proprietária no bairro América, no centro-oeste de Aracaju. Após alguns anos, cresceu e se mudou para um ponto comercial do mesmo bairro. Em 2009, quando a empresa teve novo aporte financeiro, tomou maiores proporções e começou a operar em um galpão no bairro Industrial na zona norte da capital sergipana, que permitiu a expansão da sua produção. Atualmente a empresa opera em um galpão próprio na zona Sul da capital, no bairro Coroa do Meio.

Apesar de seu longo período no mercado, a pequena indústria sempre se caracterizou por uma organização familiar com poucos funcionários. Quando foi adquirida, seu novo proprietário teve o desejo de profissionalizar a empresa para torna-la competitiva no mercado. Um dos seus primeiros passos foi industrializar itens que geralmente são comercializados em feiras e mercados centrais na tentativa de produzir em larga escala para enxugar os custos e ampliar a produção. Porém, uma das suas grandes barreiras foi encontrar ferramentas que o pudessem auxiliar no planejamento de produção.

A produção contava com quatro grandes categorias de produtos que totalizavam mais de 70 itens, contemplando amplitude e a variação de suas gramaturas. A empresa fabricou por muitos anos alguns itens artesanais como comidas típicas: pamonha, canjica, saroio, malcasado, pé-de-moleque, beiju molhado, cocada branca, cocada queimada, cocada baiana, mingau de puba, arroz doce e mungunzá. Além de biscoitos caseiros (Quero Mais, Beijo de Cabocla, Leite, Amanteigado, Goma, Milho, Açucarado, Queijo e Acebolado) que tem maior valor financeiro e melhor margem bruta de lucro, possibilitando a sustentabilidade da empresa já que os itens chamados típicos enfrentam forte fator da sazonalidade pelo alto consumo apenas no período das festas juninas.

A empresa também comercializou por alguns anos, como representante comercial, bolachas (Doce, Salgada, Nazaré, Bolo de Goma Concha e Bolo de Goma Pingo) produzidas no litoral norte de Alagoas, como oportunidade de ampliar o seu *mix* (variedade) de produtos.

Com o passar dos anos, a empresa verificou que alguns itens não lhe traziam uma margem de lucro satisfatória para continuar com sua comercialização. Foi o caso das comidas típicas, que tinham margens apertadas e em alguns casos até mesmo margens negativas. A revenda das bolachas que vinham fora o estado também foram revisadas porque sofriam forte impacto da substituição tributária, onerando assim o seu custo. Por esses motivos, a empresa entendeu que seria mais interessante focar nos seus itens de fabricação própria o que lhe gerava uma melhor margem de venda: os biscoitos caseiros.

Para desenvolver esse novo projeto, a Millagre importou da Itália uma máquina para aumentar a capacidade produtiva dos itens que agora passariam a ser o foco principal da empresa. Os biscoitos que antes eram enrolados à mão passaram a ser enrolados por um maquinário sem perder a sua característica de produto caseiro. Antes a produção diária de biscoitos era de 50 potes por dia, após a aquisição da máquina a produção passou para 750 potes por dia dentro da mesma carga horária. A capacidade ociosa ainda permite um aumento significativo da produção, caso seja necessário; podendo dobrar ou triplicar conforme à necessidade.

Houve muita oscilação quanto ao modelo de produção a se seguir. Ora produzia-se para estoque para ter um pulmão para atender o mercado, ora produzia-se por pedidos. A ordem de produção sofria variações que acarretavam em problemas de compras e vendas ao mesmo tempo. Sem uma previsão da demanda definida, a empresa não adotou um sistema consistente para planejar a produção. Quando fazia estoques, deixava de atender determinados itens que faltavam em seu armazém e, quando produzia por pedido, atrasava ou deixava de atender determinados clientes acarretando prejuízos financeiros.

A empresa possui centenas de clientes espalhados pelo Nordeste, concentrando a maior parte nos estados de Sergipe e Bahia. Além disso, também atende clientes nos estados de Alagoas, Pernambuco, Paraíba, Rio Grande do Norte, Ceará e Maranhão. Em sua maioria, os clientes são as lojas dos supermercados das redes de varejo Walmart, G Barbosa e Grupo Pão de Açúcar, além das mercearias e dos supermercados de bairro.

A necessidade de atender esse mercado levou a empresa a buscar alternativas que a profissionalizassem. Áreas cruciais como a produção precisaram de um olhar mais apurado para poder atender à demanda existente proveniente das grandes redes, a exemplo dos supermercados, que fazem parte de redes multinacionais que possuem processos bem definidos de suprimentos. Em alguns deles, o processo de *supply chain* (cadeia de suprimento) é modelo para muitas outras empresas, como é o caso do Walmart, que utiliza um sistema *online* e permite que seu fornecedor tenha acompanhamento em tempo real das vendas, por exemplo.

Por se tratar de uma pequena indústria que atende essas grandes empresas do varejo, existe a necessidade de adequar as ferramentas de gestão para poder corresponder à exigência e aos prazos de produção e entrega. A PD, nesse caso é fator primordial para poder atender o nível de serviço exigido pelos clientes. A empresa tem disponível todo o histórico de vendas, porém não utiliza de maneira adequada a seu favor para poder prever sua demanda e poder se antecipar com seu planejamento seja a curto, médio ou longo prazo, o que possibilita o correto investimento seja em pessoal ou infraestrutura para produção.

A empresa tem um quadro de funcionários enxuto, dividido em apenas três setores: produção, administração e comercial. O setor de produção conta apenas com quatro funcionários, sendo um deles o supervisor de produção. A carga horária de trabalho da produção é de 44h semanais, de segunda a quinta-feira das 7h às 12h e das 13h às 17h e nas sextas-feiras de 7h às 12h e das 13h às 16h. Os outros funcionários da empresa pertencem ao setor comercial. Os sócios desempenham as atividades administrativas que são contabilidade, gestão de pessoas e também atividades de gestão da produção como compras e planejamento da produção.

Um dos seus sócios, experiente no mercado varejista, aplicou seu conhecimento na empresa e conseguiu mapear alguns processos. Apesar de não contar com *softwares* sofisticados, construiu o receituário de todos os produtos, garantindo a padronização e o controle da produção, os pedidos de vendas, lista de compras, folha de pagamento, etc. O Microsoft Excel® é a principal ferramenta da gestão da indústria, pelo qual se realizam todos os registros de produção e venda, lançados manualmente em planilhas eletrônicas padronizadas.

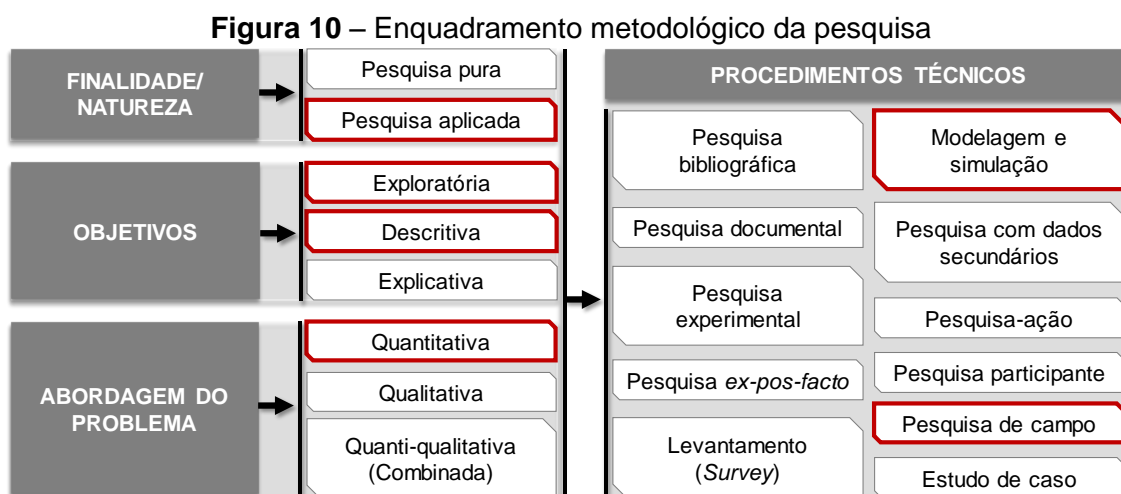
## 4 DELINEAMENTO METODOLÓGICO

Esta seção detalha o percurso metodológico da pesquisa, incluindo as abordagens utilizadas para a seleção dos produtos, análise dos dados e escolha dos modelos de PD.

### 4.1 Classificação da pesquisa

A escolha do método de pesquisa é uma das decisões cruciais no planejamento de um estudo científico e influência, principalmente, na validação do resultado final e no reconhecimento da sua contribuição para a área estudada (FLEURY, 2012).

Considerando as múltiplas classificações e concepções metodológicas existentes na literatura, abalizadas por diferentes pesquisadores e áreas de estudos, optou-se por classificar metodologicamente esta pesquisa a partir das abordagens e técnicas propostas por Cauchick Miguel (2012) e Gil (2016), conforme a Figura 10.



**Fonte:** Adaptado de Cauchick Miguel (2012) e Gil (2016).

Considerando a finalidade e o objetivo deste estudo, tem-se uma pesquisa aplicada com caráter exploratório e descritivo, tendo em vista que a preocupação com a aplicação prática dos resultados é uma das questões centrais que abaliza a busca pela validade dos resultados encontrados. De acordo com Gil (2016), a pesquisa descritiva se aproxima da exploratória à medida em que proporciona uma nova visão do problema, a partir do estudo das suas variáveis ou características.

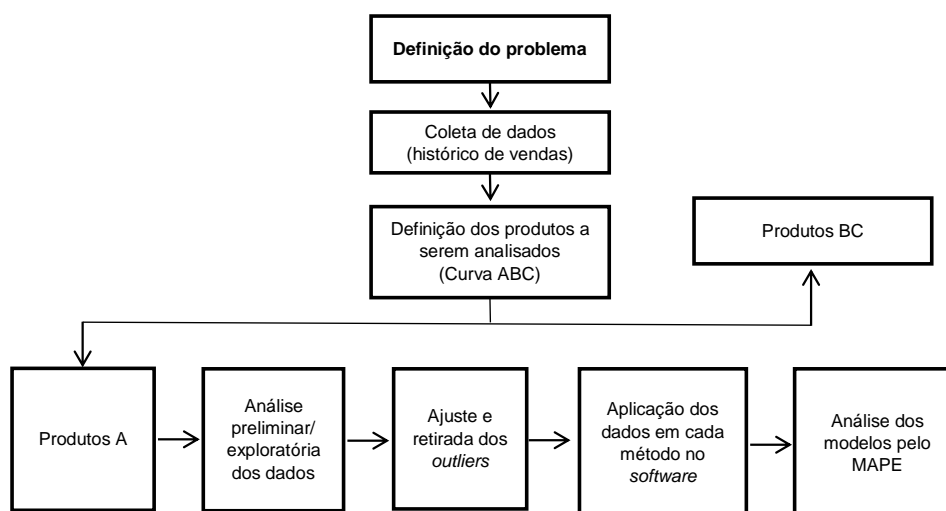
Por se basear na análise estatística de séries temporais históricas das vendas dos produtos e em método pré-definidos de PD, a pesquisa possui uma abordagem quantitativa. Para Silva e Menezes (2005), a pesquisa quantitativa se caracteriza pela análise e classificação de informações numéricas e requer o uso de recursos e técnicas estatísticas. Em adição, Martins (2012) ressalta que este tipo de abordagem não inclui nenhum subjetivismo, portanto, as evidências da pesquisa são derivadas exclusivamente da mensuração das variáveis.

Quanto aos procedimentos técnicos, considerando a existência de um contexto formal de pesquisa (Millagre Indústria de Alimentos), do qual os dados foram derivados, tem-se uma pesquisa de campo. No mais, a partir da implementação dos modelos de PD por meio do software SPSS, tem-se também uma pesquisa baseada na modelagem e na simulação. De acordo com Morabito e Pureza (2012), a modelagem e a simulação auxiliam no estudo das descrições matemáticas e simbólicas entre as variáveis pesquisadas por meio da construção de modelos que expliquem parte do comportamento dos processos reais, assistindo o processo de tomada de decisão.

## **4.2 Planejamento da pesquisa**

Para fazer uma correta previsão de demanda e com maior nível de acuracidade é preciso se basear em uma metodologia bem definida. É necessário percorrer algumas etapas para chegar ao melhor resultado, com pelo menos cinco passos para alcançar um modelo adequado de PD (MAKRIDAKIS et al. 1998 apud CONSUL; WERNER, 2010).

O fluxograma representado na Figura 11 mostra os passos que orientaram a realização desta pesquisa.

**Figura 11 – Metodologia do trabalho**

Primeiramente é preciso definir o objetivo da previsão (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010). Neste caso, o objetivo deste trabalho é identificar o melhor método de previsão de demanda para os produtos da empresa supracitada.

Na sequência, coletaram-se os dados que serão trabalhados. De acordo com Makridakis et al. (1998 *apud* CONSUL; WERNER, 2010), os dados podem estar disponíveis de duas formas: dados estatísticos e dados de julgamento de especialistas. Para este trabalho foram coletados os dados históricos de vendas de todos os itens fabricados pela empresa, além de dados que possam influenciar no comportamento das séries, como ações de *marketing*, promoções, etc.

De acordo com Pellegrini (2000), não é preciso estudar todos os itens de uma empresa. Os produtos podem ser agrupados ou classificados de maneira que sejam mais facilmente geridos de modo que ajude a tomada de decisão. Nesse sentido, o terceiro passo definido nesta pesquisa foi escolha dos itens a serem estudados mediante à indicação dos gestores dos itens mais vendidos pela empresa. Então, após a coleta de dados foram tabulados os dados obtidos segundo a venda para os doze períodos do ano de 2017 e 2018. Apenas seis itens foram selecionados para execução da pesquisa.

A quarta etapa é composta pela análise preliminar dos dados. Verificar o padrão de comportamento dos itens ao longo do período, sua similaridade com outros itens, identificar *outliers* e averiguar se dados espúrios possuem justificativas (LE MOS, 2006). Neste momento a empresa, é indagada quanto à oscilação dos dados provenientes de alguma demanda de *marketing*, comercial ou de qualquer outra

natureza. Para Consul e Wener (2010), também é no decorrer desta etapa que através da análise das plotagens devem surgir ideias de modelos que podem ser aplicados.

Assim como afirma Lemos (2006, p. 94), "os dados devem ser analisados e refinados com o intuito de tornarem o processo preditivo confiável [...] (remoção de valores espúrios ou atípicos)". Após a análise dos dados, caso sejam sinalizados *outliers* ou valores fora do padrão de comportamento, deve-se realizar a substituição pela média dos períodos antecedentes ou posteriores. Esse ajuste permitirá que seja escolhido melhor método de PD e que a aplicação do método tenha melhor nível de acuracidade, diminuindo seus prováveis erros de previsão.

O *software* utilizado nessa pesquisa foi o *SSPS Statistics* da IBM versão 25. Com os pacotes computacionais foram modelados nos métodos de PD. O SSPS é um programa estatístico capaz de executar estatísticas descritivas, regressão, estatísticas avançadas para tomadas de decisão (IBM, 2019).

Umas das principais etapas da pesquisa é aplicação dos métodos de PD. (TUBINO, 2009). Foram aplicadas nesta pesquisa os modelos de previsão de demanda conhecidos como os modelos de suavização exponencial. Dentro dessa classificação estão os modelos para produtos que não apresentam sazonalidade e os modelos que apresentam sazonalidade.

A última e não menos importante etapa da pesquisa é identificar, a partir de um indicador, o modelo de PD que mais se adequa para os itens analisados (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010; MOREIRA, 2015; TUBINO, 2009). Neste trabalho, adotou-se o MAPE como indicador de acuracidade dos modelos de PD, assim como em Consul e Wener (2010). Neste passo, também será comparado os modelos indicados com menor MAPE com a "técnica" utilizada pela empresa para prever a demanda do ano corrente.

De antemão, sabe-se que a empresa se baseia na demanda exata dos meses do ano imediatamente anterior, esperando que a demanda do mês correspondente no ano anterior se repita exatamente. A partir da análise dos dados e dos indicadores foi possível comparar e indicar para empresa o/os modelo/s mais adequado/s que ela poderá utilizar na sua PD.



### 4.3 Método de seleção dos produtos

Os produtos foram selecionados segundo os itens com maior representatividade na venda da empresa indicados pela gestão da mesma. Nesse sentido foram levantados os itens que a organização deve maior atenção e preocupação já que estes são os itens que dão sustentabilidade a indústria. (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Esta decisão é importante porque o empresário pode direcionar com maior atenção aos produtos que lhe dão melhor resultado (TUBINO, 2009).

**Tabela 1 – Itens selecionados**

Produto	Venda (R\$)	Quant.	Valor Total	Participação
Queijo	R\$ 5,40	18.482	R\$ 99.802,80	16,8%
Amanteigado	R\$ 5,40	16.386	R\$ 88.484,40	14,9%
Goma	R\$ 5,40	16.069	R\$ 86.772,60	14,6%
Quero Mais	R\$ 5,40	15.012	R\$ 81.064,80	13,7%
Cabocla	R\$ 5,40	14.329	R\$ 77.376,60	13,1%
Acebolado	R\$ 5,40	10.416	R\$ 56.246,40	9,5%

Consequentemente, é possível verificar os itens que compõe a venda e tem leve impacto por causa da sua menor participação nas vendas. Tubino (2009) contribui para esse entendimento uma vez que afirma que itens com baixa significância podem ser previstos com maior margem de erro e podem ser previstos de maneira agregada utilizando técnicas mais simples.

### 4.4 Coleta dos dados

Os dados utilizados nesse trabalho foram disponibilizados pela empresa, mais precisamente pelos seus sócios que são responsáveis gestão das informações. A organização não utiliza nenhum *software* de gestão, mas se apropria de planilhas personalizadas desenvolvidas internamente, que permitem o registro das vendas e gestão da empresa.

Apesar de fazer os registros e ter o histórico de vendas, a empresa não utiliza nenhum programa computacional para prever a demanda. Em suas planilhas também não há nenhuma aplicação dos modelos de previsão. Nesse caso, as previsões

partiram do zero sem nenhuma comparação com ferramentas utilizadas anteriormente.

Os dados disponibilizados representam o histórico de 24 meses, que compreendem o período de janeiro de 2017 a dezembro de 2018. Foram coletadas as vendas por quantidade de pote de biscoito, os valores monetários de cada item, assim também como os custos por biscoito. As séries temporais estabelecidas é uma indicação que o *software* utilizado nessa pesquisa sugere para o balanceamento estatístico na escolha do melhor modelo. São utilizados 24 meses para ajuste do modelo (01/2017 a 11/2018) e 1 mês para validação da previsão (12/2018).

#### 4.5 Seleção e acurácia dos modelos

Os modelos de PD considerados nesse estudo foram: Média Móvel (com três e seis meses) e Holt (não sazonais); Sazonal Simples, Aditivo de Winters e Multiplicativo de Winters (sazonais). Esses modelos foram selecionados segundo as características apresentadas pela série de dados e considerando a abordagem da previsão baseada em séries temporais, seguindo a existência de dados, a possibilidade da coleta a sua natureza (FERNANDES; GODINHO FILHO, 2010).

Os modelos de acompanhamento permitem verificar a proximidade dos valores previstos, identificar e corrigir variações anormais, além de permitir a escolha de um entre os diversos modelos de PD (TUBINO, 2009). Toda previsão está sujeita a erro, porque é praticamente impossível prever tudo o que acontecerá no futuro.

Os indicadores de acurácia são utilizados para validar os métodos de PD. A performance deles é calculada pela diferença entre o valor da série e a estimativa para o mesmo período (MAKRIDAKIS et al., 1998 *apud* CONSUL; WENER, 2010). Um dos indicadores mais comuns e mais utilizados nos trabalhos, pesquisas e *softwares* é o MAPE. Sua desvantagem é que mede apenas as séries temporais que não possuam valores iguais a zero, que é o caso dos dados utilizados nesse estudo (PELLEGRINI; FOGLIATTO, 2001). A Eq. 13 expressa o indicador MAPE:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad \text{Eq. 13}$$

O MAPE é um importante dado para quem elabora previsões porque ele irá mensurar o nível do erro do modelo de previsão, fornecendo insumo para tomada de decisões. A partir dele é possível comparar os erros de alguns modelos e tomar a decisão sobre qual método escolher (TUBINO, 2009).

O pacote computacional aplica o modelo selecionado e compara a sua previsão em relação ao dado disponibilizado pela série (demanda real). Desse modo, o MAPE é obtido através da execução do modelo na série existente pela diferença entre a previsão dada pelo modelo e a demanda real da série.

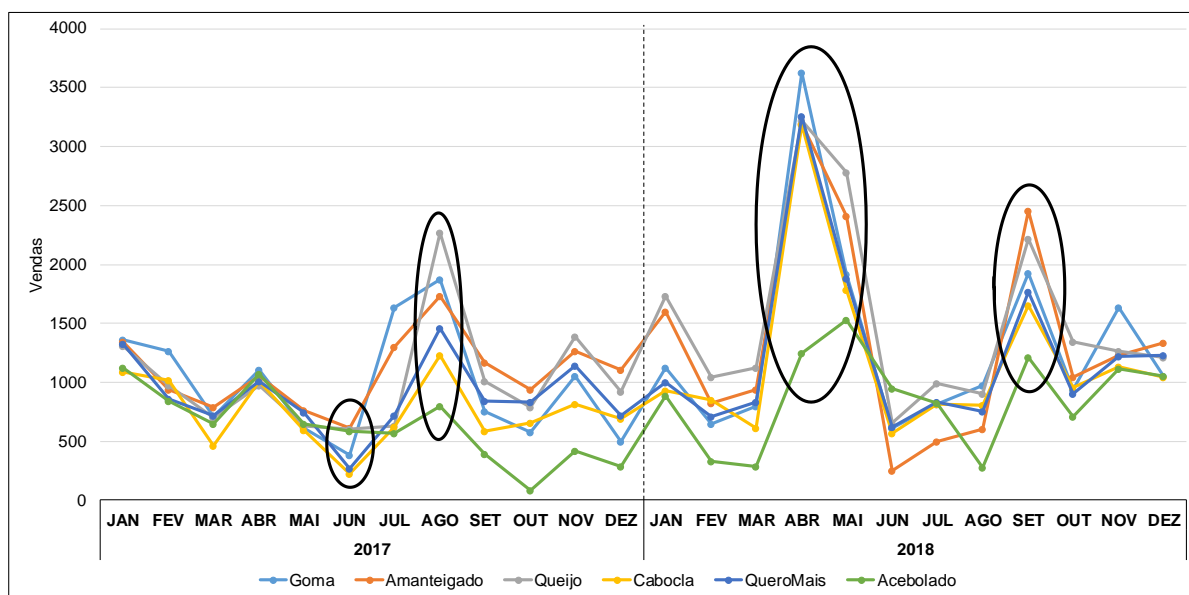
## 5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Esta seção inclui os principais resultados deste estudo e suas interpretações à luz das informações apresentadas no referencial teórico. Inicialmente, detalha-se a análise exploratória dos dados dos produtos selecionados pela gestão da empresa e, na sequência, apresentam-se os resultados e suas avaliações a partir da aplicação e comparação dos modelos de PD.

### 5.1 Análise exploratória dos dados

O histórico de vendas dos itens inclusos no estudo, ao longo de 24 meses, possibilitou a verificação do comportamento da série temporal dos dados. Essa análise, através da representação gráfica, permite a visualização de padrões (média, tendência, sazonalidade e aleatoriedade) (MAKRIDAKIS et al., 1998 *apud* CONSUL; WENER, 2010). A Figura 12 apresenta o histórico de vendas dos produtos, com destaque em alguns valores que divergem significativamente em relação ao restante dos dados.

**Figura 12 - Série temporal dos dados reais**



A Figura 12 mostra as oscilações excessivas de vendas que ocorreram na série temporal. De modo geral, é possível dizer que todos os itens não seguiram um determinado padrão de demanda. Inicialmente, infere-se que os itens não repetem um

comportamento de sazonalidade, pois nos mesmos meses de anos diferentes possuem demandas distintas. Também não apresenta um padrão de permanência de médias, se aproximando mais de um quadro de aleatoriedade. Em adição, nota-se que apesar da similaridade nos comportamentos das demandas de alguns grupos de biscoitos, há uma variação da demanda significativa entre eles. As estatísticas descritivas desses dados são apresentadas no Apêndice 1.

Os itens Biscoito de Goma, Biscoito Amanteigado e Salgadinho de Queijo demonstram pertencer a uma mesma característica de demanda, entretanto, quando há um crescimento na demanda, o Salgadinho de Queijo tem um aumento relativamente maior que os demais, deixando-o com um padrão único dentro desse grupo. Outros itens também podem ser vistos como agregados a um mesmo padrão de comportamento, como os itens Biscoito Beijo de Cabocla e Biscoito Quero Mais.

Apesar de alguns itens apresentarem séries históricas semelhantes em relação ao padrão de vendas (comportamento), o agrupamento dos produtos pode causar uma maior incerteza nas previsões a curto prazo (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004). A análise agregada deve ser feita para prazos maiores. Por exemplo, em novembro de 2017 as vendas de todos os biscoitos aumentaram em relação ao mês anterior, todavia, esse crescimento não é proporcional entre biscoitos diferentes, como é o caso do Acebolado e do Quero Mais, o que faz ser necessária uma análise individualizada.

Nesse cenário, é importante avaliar cada produto separadamente para uma previsão de curto prazo, pois as decisões serão desagregadas (CORRÊA; CORRÊA, 2012). Para previsão a médio e longo prazo, os itens podem ser agregados uma vez que pertencem à mesma categoria de produtos: biscoitos caseiros, conforme recomendado por Moreira (2015).

Corrêa e Corrêa (2012) orienta que a análise dos dados seja feita dentro de um contexto, contemplando os eventos do período. À luz disso, ressalta-se que foi identificado que a empresa não realizou campanhas publicitárias que poderiam influenciar nos resultados da análise. Entretanto, foi sinalizada a inclusão de novos clientes através de negociações comerciais, fazendo com que em alguns meses os números das vendas fugissem da normalidade. Por outro lado, a variação que os itens sofreram constataram variação similar dentro do seu grupo de comportamento.

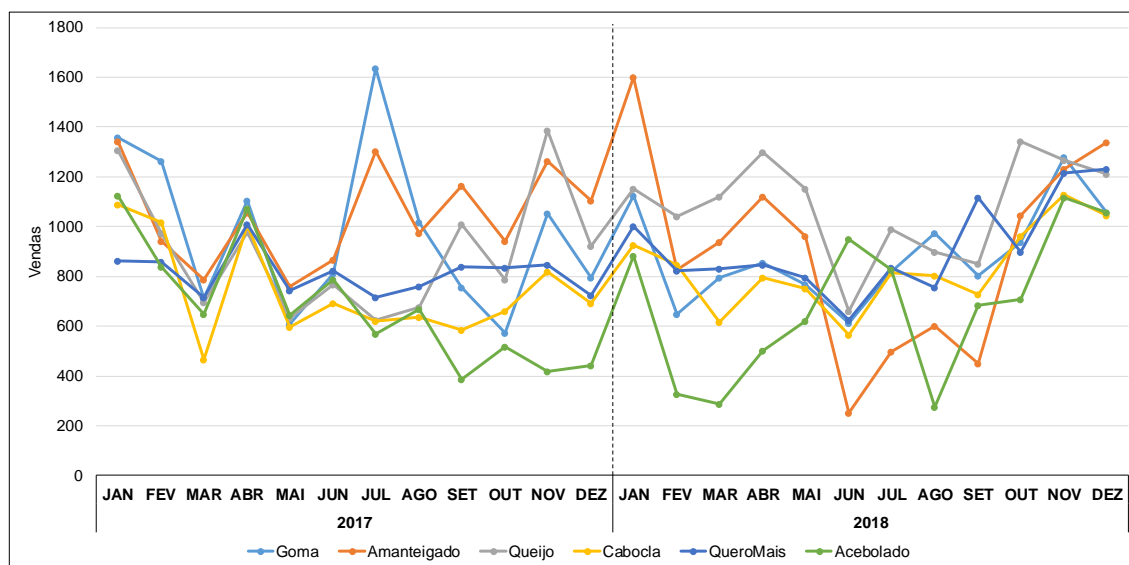
Nesse sentido, é observado ainda na Figura 12 algumas alterações significativas que são classificadas como valores atípicos (*outliers*), fora do padrão de comportamento da série (sinalizadas com círculos). Neste caso, é notável a presença

de *outliers* que precisam ser corrigidos. Lemos (2006) salienta que os valores devem ser tratados para que o processo de previsão seja confiável. Pellegrini (2000) corrobora com essa proposição, uma vez que afirma que os valores atípicos devem ser excluídos para deixar as séries livres de qualquer influência externa que alterem o seu comportamento. Dessa maneira os dados históricos devem ser o mais próximo da realidade para garantir uma previsão com melhor acurácia.

A empresa foi questionada sobre esses valores e informou que devido aos novos contratos de venda a demanda sofreu alterações pontuais em alguns meses. No mês de agosto de 2017 e entre os meses de abril e maio, além de setembro de 2018, quando houve um aumento significativo das vendas com o abastecimento de novos clientes. Isso ocorre quando as grandes redes de varejo contratam fornecedores para abastecer outras lojas da rede que ficam localizadas em outros estados ainda não atendidos pelo parceiro comercial.

Também foi registrada uma queda abrupta da demanda (junho de 2017), justificada pela empresa devido ao fato de que um dos seus principais clientes efetuou a troca do sistema de gestão, fazendo com que o fornecimento fosse prejudicado nesse período. Essa mudança influenciou a demanda da empresa porque o fornecimento depende de que os itens estejam corretamente cadastrados no sistema da rede. Entretanto, com a mudança do ERP do cliente, os itens da Millagre ficaram sem cadastro, não sendo possível receber os pedidos do cliente e nem efetuar a entrega deles. Apenas alguns itens permaneceram cadastrados, deixando o fornecimento deficitário, registrado na Figura 12.

Conforme recomendado por Tubino (2009), os *outliers* foram substituídos pela média dos três meses que antecederam cada valor atípico. Dessa forma, a série temporal sofreu alterações para que os *outliers* fossem eliminados e a aplicação do modelo de PD tivesse menor erro e se aproximasse mais da realidade. A Figura 13 representa graficamente a série em análise após os ajustes realizados. As estatísticas descritivas desses dados, utilizados para o teste dos modelos de PD, estão disponíveis no Apêndice 1.

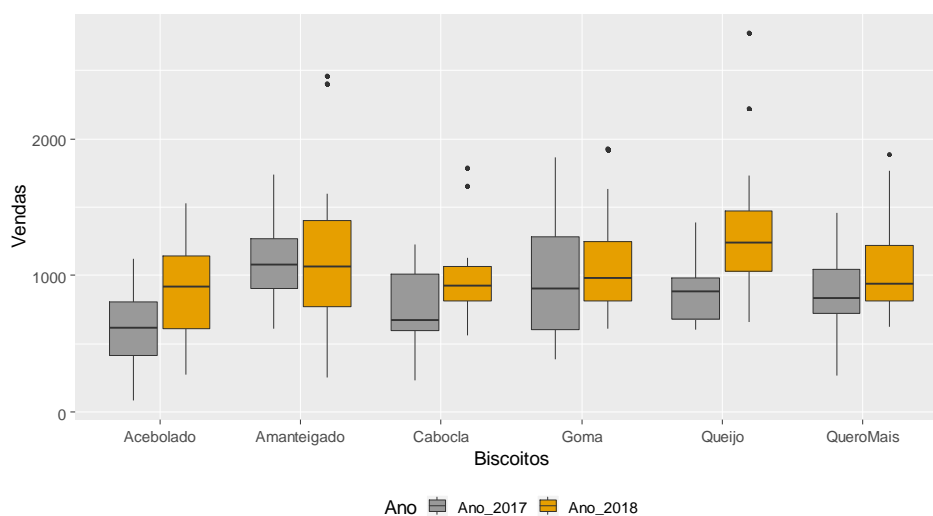
**Figura 13 - Série temporal dos dados ajustados**

Após o tratamento dos *outliers*, a análise da série de dados ajustada aponta para inexistência de padrões ou tendências (Figura 13). Porém, verifica-se uma maior harmonia entre os dados, pois a amplitude das variações foi controlada pela exclusão dos valores atípicos. Esse ajuste permitiu eliminar não somente as demandas que ocorreram apenas uma vez, mas também as demandas que foram abaixo do esperado devido aos problemas operacionais já citados. Dessa maneira, o banco de dados tornou-se mais fiel à realidade da demanda, como sugere Lemos (2006), Pellegrini (2000) e Tubino (2009).

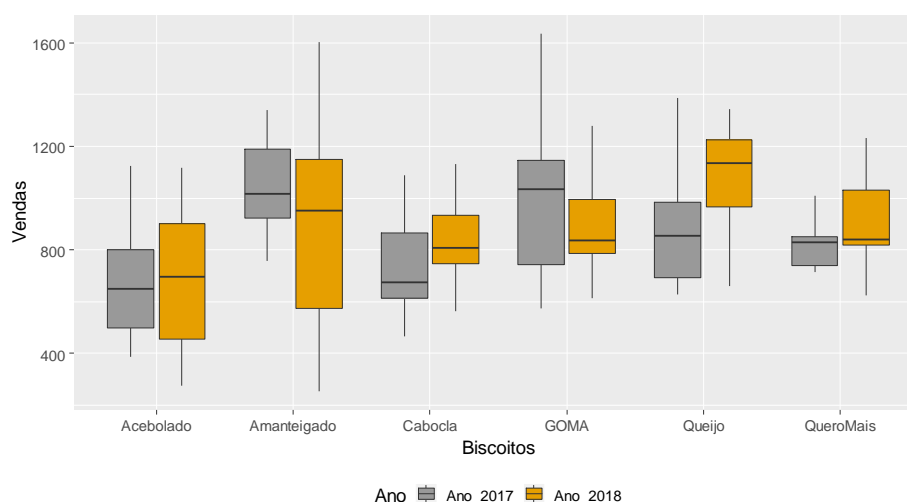
Ritzman e Krajewski (2004) afirmam que uma série temporal pode ter mais de um padrão de comportamento e que toda série também pode possuir aleatoriedade. Apesar da série de forma geral não apresentar uma padronização, quando analisada por partes, verifica-se uma oscilação similar em alguns períodos. Entre os meses entre junho de 2017 até fevereiro de 2018 ocorre uma variação na demanda com uma amplitude com tendência a ser constante o que pode caracterizar um padrão sazonal aditivo. O modelo aditivo é caracterizado pelos componentes de tendência, sazonalidade, componente cíclica e resíduo devido a flutuações irregulares (MOREIRA, 2015).

As Figuras 14 e 15 mostram os gráficos *boxplot* dos dados brutos e ajustados, respectivamente.

**Figura 14 – Gráfico *boxplot* dos dados brutos**



**Figura 15 – Gráfico *boxplot* dos dados ajustados**



A plotagem nos dados nesse tipo de gráfico permite visualizar a amplitude dos valores na série, assim também como a sua dispersão de acordo com o tamanho do retângulo formado pelos dados (COX et al., 2009). Os dados fora do retângulo indicam os valores atípicos e são indicados pelos pontos (Figura 14). Nesse caso, foram identificados os *outliers* e corrigidos posteriormente (Figura 15).

Através dos *boxplots* verifica-se a amplitude das vendas de cada biscoito por ano, permitindo a análise comparativa das vendas. O Biscoito de Queijo, por exemplo, teve um aumento nas vendas entre 2017 e 2018. O biscoito Quero Mais também apresentou um desempenho melhor no ano de 2018. O biscoito Amanteigado, por sua vez, teve uma queda em 2018 mesmo atingindo uma amplitude maior. Tanto a maior venda quanto a menor venda do amanteigado superaram o ano de 2017.



## 5.2 Aplicação dos modelos de previsão de demanda

Por se tratar de uma série com características e aspectos de aleatoriedade na maioria dos meses, foram aplicados modelos de padrões distintos (média, tendência e sazonal). Esse foi o caminho adotado para verificar qual padrão seria mais adequado, pois uma série temporal pode conter mais de um padrão e sempre apresenta pelo menos dois deles (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

Como não é possível prever o erro aleatório, Ritzman e Krajewski (2004) entendem que a média móvel deve ser utilizada para calcular a PD nesses casos. Sabendo que a série possui outros padrões de comportamento também será aplicado o método de tendência (Holt) e os métodos de sazonalidade (sazonal simples, aditivo e multiplicativo), porém o nível de acuracidade será calculado pelo erro de cada um.

A aplicação dos métodos assistiu a compreensão do comportamento da série e a identificação dos métodos mais adequados. Para os padrões não sazonais foram aplicados os modelos de média móvel simples para três e seis meses. O modelo Holt foi aplicado para verificação de possíveis padrões de tendência linear e, para os padrões de sazonalidade, foram aplicados os modelos sazonal simples, sazonal aditivo e sazonal multiplicativo.

Os resultados do MAPE referente à cada um dos modelos testados são apresentados na Tabela 2. A partir desses resultados foi possível selecionar os dois modelos com maior acuracidade nas previsões (menor MAPE).

**Tabela 2** - MAPE e seleção dos modelos testados

Produtos	MMS-3	MMS-6	NSS	TDL	SSI	SAD	SMW	Modelos selecionados
Goma	26,60	22,09	26,63	25,04	17,75	<b>16,76</b>	<b>15,52</b>	SAD e SMW
Amanteigado	34,04	46,59	38,94	36,52	<b>21,77</b>	<b>22,59</b>	26,26	SS e SAD
Queijo	16,98	20,62	21,57	21,87	<b>14,27</b>	<b>13,13</b>	14,66	SSI e SAD
Cabocla	13,83	16,10	21,18	21,25	11,14	<b>8,53</b>	<b>8,96</b>	SAD e SMW
QueroMais	11,41	11,21	10,42	11,35	<b>8,19</b>	<b>7,42</b>	8,26	SSI e SAD
Acebolado	39,07	42,22	39,58	30,54	<b>27,43</b>	<b>23,10</b>	*	SSI e SAD

Onde: **MMS-3**: Média Móvel Simples (3 meses); **MMS-6**: Média Móvel Simples (6 meses); **NSS**: Não Sazonal Simples; **TDL**: Tendência Linear (Holt); **SSI**: Sazonal Simples; **SAD**: Sazonal Aditivo de Winters; **SMW**: Sazonal Multiplicativo de Winters.

Dada a Tabela 2, nota-se a série se aproximou mais dos modelos que apoiam a sazonalidade nos padrões de consumo, indicando que a MM neste caso não é adequada, tendo em vista que MAPE comparado com os outros métodos é maior. A série possui mais períodos sazonais do que de média, por isso o MAPE é menor para os modelos de sazonalidade. Essa conclusão corrobora com a afirmação de Krajewski et al. (2014), pois o histórico de vendas apresenta mais de um padrão de comportamento.

Nenhum dos itens apresentou melhor resposta aos modelos que sugerem um padrão horizontal (de média) ou uma tendência linear. Por outro lado, entre os modelos de sazonalidade, o método aditivo é recorrente em todos os itens avaliados. Essa análise sugere que a variação da amplitude da série é pequena ao longo do tempo, confirmando o que fora sugerido na análise exploratória dos dados.

Quando há tendência e um componente de sazonalidade, sem que a amplitude da série varie ao longo do tempo, o modelo indicado é o aditivo, conforme Lemos (2006). Além da sazonalidade, percebe-se uma tendência de crescimento ou queda na demanda, por isso o modelo aditivo não indica apenas sazonalidade, mas também uma tendência (MOREIRA, 2015). No segundo semestre de 2018, é perceptível que há uma tendência no crescimento na demanda dos itens. Esse conjunto de fatores corroboram para melhor resultado do método aditivo.

Já o modelo multiplicativo, indicado para os biscoitos Goma e Cabocla, sugere uma variação maior a amplitude ao longo do horizonte (LEMOS, 2006). Isso acontece porque ocorreram alterações significantes na demanda de um mês para o outro para esses dois itens. Apenas no modelo sazonal multiplicativo, o MAPE do item Acebolado não foi possível ser verificado, uma vez que sua série não se ajustou ao modelo, sendo impossível sua modelagem no *software* SPSS.

Segundo Moreira (2015), como não possível verificar a aleatoriedade, pode-se utilizar os modelos de MM que atribuem os valores da PD ao redor de uma média da série. Sendo assim, os resultados encontrados contribuem com esse entendimento pois os métodos de média móvel apresentam MAPE razoáveis para os itens de 3 a 5, já que eles se aproximam dos erros médios percentuais absolutos obtidos nos outros métodos. No caso dos itens 1, 2 e 6, a média móvel teve grande diferença para os outros métodos aplicados não sendo adequado para realizar PD. Ao se aproximar de métodos que utilizam a variação da demanda como sazonalidade, o erro tendeu a diminuir.

As alterações na demanda são entendidas pela empresa como um movimento natural do mercado. Nos meses de férias escolares há um aumento na demanda (janeiro e junho, por exemplo), assim também quando há queda nas entressafras das frutas o que aumenta a demanda. Por não se tratar de um produto das necessidades básicas, essa explicação coaduna com o entendimento de Tubino (2009) que afirma que deve haver uma explicação para o movimento regular da demanda.

### 5.3 Combinação dos modelos

Para melhorar a acuracidade dos resultados das previsões, foram feitas combinações entre os modelos que apresentaram menor MAPE (ARMSTRONG, 2001 *apud* CONSUL; WERNER, 2010). A combinação dos modelos foi motivada pela inexistência de um padrão de comportamento dos dados ao longo do ano. Apesar dos ajustes feitos mediante as informações passadas pela empresa em relação à abertura de novas lojas ou fechamento que justificassem o aumento e quedas das vendas, a demanda permaneceu com oscilações aleatórias.

Neste caso, a combinação da previsão pretende obter maior acurácia na previsão de vendas, permitindo que os dois modelos que se ajustaram melhor, com menor erro, logo maior acuracidade, cooperando para melhor PD. Isso se dá por que a série temporal pode combinar mais de um padrão de comportamento segundo Krajewski et al. (2009), logo, também é possível combinar os modelos que são utilizados para cada padrão de comportamento acompanhando as previsões.

Não obstante de caracterizar um padrão aleatório em meses ou/e trimestres específicos, as vendas seguiram uma flutuação similar comparando os dados dos dois anos. Há uma queda nas vendas sempre no início do ano, mas também há uma oscilação padrão de crescimento e decrescimento no terceiro trimestre, tanto em 2017 quanto em 2018 (Figura 13). Esse comportamento indica melhor adequação aos métodos sazonais que visam aplicar a demanda a uma constante de sazonalidade para essa característica, porque há aumento ou diminuição da demanda dependendo do mês (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

Após a junção dos modelos de melhor acuracidade, foi realizada a previsão segundo a média aritmética dos valores previstos por cada um desses modelos (Tabela 3). Apesar simples, a média aritmética apresentou melhores resultados em

estudos, pois os pesos dados aos componentes são iguais (CLEMEN, 1989 *apud* CONSUL; WERENER, 2010).

**Tabela 3 – Combinação dos modelos com base em suas previsões**

Produtos	Previsões da demanda			Média das previsões
	SS	SAD	SMW	
Goma	-	991	1277	1134
Amanteigado	1037	925	-	981
Queijo	989	1098	-	1044
Cabocla	-	925	1045	985
QueroMais	777	799	-	788
Acebolado	611	732	-	672

Após a combinação dos modelos, obteve-se um novo valor de previsão para os itens, o que implica diretamente em um novo erro médio percentual absoluto. A partir dessa alteração foi considerado o novo MAPE para confrontar os resultados obtidos pelas previsões realizadas pela empresa. O ajuste observado na Tabela 3 permite alcançar um melhor resultado, pois a PD passa a não irá depender apenas de um modelo, contemplando os outros comportamentos da série.

#### 5.4 Comparação dos modelos

Na Tabela 4 são apresentados os comparativos entre as previsões dos modelos (combinados), as previsões da empresa e da demanda real para o mês de dezembro de 2018. As combinações dos modelos permitiram que o item 1 atingisse novo MAPE, consideravelmente melhor (7,39%) que o obtido por modelos separados (16,76% e 15,52%). O mesmo aconteceu com o item 4, que obteve um erro menor (5,56%) com a combinação dos modelos. Se separados, os erros eram de 8,53% para o SAD e de 8,96% para o SMW. O item 3 apresentou basicamente a permanência do erro mesmo com a combinação dos modelos (13,13% antes e 13,86% depois). E, apenas para o item 2, a previsão da empresa obteve melhor resultado do que a combinação dos modelos propostos. Apesar de mais preciso em relação ao MAPE, esse resultado é bastante incerto quando se analisa o restante dos dados da série.

**Tabela 4** - Acurácia comparativa dos modelos

Produtos	Vendas reais	Previsões da empresa	MAPE (%)	Previsões dos modelos	MAPE (%)
Goma	1056	494	53,22	1134	<b>7,39</b>
Amanteigado	1337	1104	<b>17,43</b>	981	26,63
Queijo	1212	923	23,84	1044	<b>13,86</b>
Cabocla	1043	691	33,75	985	<b>5,56</b>
QueroMais	1232	722	41,40	788	<b>36,04</b>
Acebolado	1055	289	72,61	672	<b>36,30</b>

Confrontando os resultados dos MAPES das previsões realizadas no SPSS e das previsões realizadas pela empresa, observa-se que para seis itens, exceto o biscoito amanteigado, qualquer um dos sete modelos aplicados pelo *software*, além da sugestão da combinação dos modelos, revelam-se mais assertivos do que a previsão atual feita pela empresa. Os modelos aplicados que tem percentuais de MAPE superiores ainda assim podem ser utilizados pela empresa dando melhor resultado nas previsões do que o seu atual modelo.

Apenas para o item Amanteigado o modelo de PD da empresa possui menor MAPE em relação aos modelos propostos. Enquanto o menor erro percentual médio absoluto obtido nas projeções do programa computacional utilizado apresenta um valor de 21,77%, no modelo sazonal simples, e na combinação dos modelos um erro de 26,63%, o modelo utilizado pela empresa obtém um MAPE de 17,43%, uma diferença de 9,2%, o que pode ser compensado pelos outros itens que o *software* apresenta uma vantagem muito superior. Acredita-se que coincidentemente as vendas de dezembro de 2017 se aproximaram, das vendas de 2018, no caso deste biscoito. Isso é comprovado quando se analisa a disparidade entre os valores do MAPE para os outros itens.

Um dos modelos que mais se adequou ao biscoito amanteigado foi o sazonal simples, que se refere à repetição da demanda nos mesmos períodos de anos anteriores (MARTINS; LAUGENI, 2015). Como o modelo da empresa é repetir a demanda do mesmo mês segundo o ano anterior há maior possibilidade de acerto da previsão para este item já que o seu padrão de demanda possui uma característica de reproduzir o mesmo comportamento. Esse método utilizado pela empresa também pode ser classificado como modelo ingênuo de previsão que entende que a demanda se repetirá no futuro de forma igual com pequenas variações. São mais utilizados em

séries com padrão horizontal, de tendência ou sazonal quando são estáveis. (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2004).

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A previsão de demanda (PD) é uma das principais ferramentas do planejamento, programação e controle da produção. Ela orienta o planejamento de uma organização permitindo que sejam traçados os caminhos a serem percorridos para que os objetivos estratégicos da empresa sejam alcançados. Dada a sua importância, é preciso utilizar instrumentos adequados para obter previsões com a maior acuracidade possível.

As MPEs sofrem com a falta de capacitação por parte dos seus sócios em relação às ferramentas de PD. Essas empresas atingem uma alta taxa de mortalidade, sendo uma das principais causas a inexperiência dos gestores do negócio (SEBRAE, 2016). A ausência da análise crítica dos dados e a falta de um correto planejamento estratégico do negócio, apoiados em ferramentas como as que foram utilizadas nesse trabalho, são um dos principais fatores que contribuem para a taxa de mortalidade dessas empresas.

Nesse contexto, esta pesquisa buscou relacionar uma comparação entre sete métodos para PD e o método utilizado pela empresa para esse fim. Foram aplicados os modelos de suavização exponencial com e sem sazonalidade. A metodologia se baseou de cinco passos bem definidos, coletando dados da série temporal dos últimos vinte e quatro meses. Seis produtos foram analisados, sendo escolhidos mediante indicação da empresa, e após ajustes, comparou-se previsões entre os modelos. Para medida da acurácia foi utilizado o indicador MAPE que indica o menor erro absoluto percentual.

Além de seguir um processo bem definido para poder chegar a um resultado satisfatório, foi utilizado SPSS, *software* estatístico. Entretanto podem ser utilizadas planilhas do MS Excel para elaborar as projeções de vendas. Os pacotes computacionais são os melhores aliados para a execução de uma previsão correta. A vantagem dos programas é que eles já são estruturados para fazer esse cálculo, permitindo a execução de diversos modelos, por outro lado, as planilhas eletrônicas devem ser feitas com cautela para não causar equívocos nas previsões. Alguns autores desenvolveram tutoriais em livros com o propósito de auxiliar a construção de planilhas para PD a partir do Excel, a exemplo de Gonçalves (2007).

A partir da verificação da previsão realizada pelos modelos propostos e pelo modelo utilizado pela empresa, notou-se uma melhor acurácia para os modelos sugeridos. Ainda assim foram combinados os melhores modelos para aprimorar os

resultados. A combinação dos modelos se apresentou melhor para 5 dos 6 itens avaliados. Notou-se que o modelo utilizado atualmente pela empresa (modelo ingênuo) tem erros significativos para os seus produtos, o que desfavorece a programação da produção não sendo indicado sua utilização.

Apesar da utilização do SPSS software para calcular os erros dos modelos aplicados percebe-se que os erros dos melhores modelos ainda são altos. Gerencialmente não faz sentido uma empresa utilizar um método de PD que erre em torno de 15% e 30%. Assim, após a realização da pesquisa verificou-se que, por causa do padrão de demanda dos itens comercializados pela empresa, é improvável que os modelos sugeridos pela literatura contribuam satisfatoriamente para uma PD eficaz. Apenas dois itens tiveram erros nas previsões menor que 10%. Esse resultado sugere que a empresa busque um outro caminho para realizar projeções.

É importante salientar que a empresa não tem loja física, ela produz apenas o que lhe é pedido pelos seus clientes. Dessa forma não se faz necessário que a indústria tenha custo com estoque de segurança, uma vez que ela tenha condições de produzir o pedido conforme o prazo de entrega estabelecido. Nesse sentido é mais relevante que a empresa realize previsões de forma agregada, entendendo que ela trabalha com apenas uma categoria de itens (biscoito). Dessa forma ela poderá se programar nas compras de matéria prima e na capacidade de produção.

A partir dos resultados dessa pesquisa são perceptíveis os erros cometidos pela empresa ao utilizar dados fora do seu contexto, isentos de uma análise exploratória crítica e de instrumentos robustos de PD. A interpretação dos dados é fundamental para que haja uma previsão adequada. Apenas copiar um dado da série histórica não é suficiente para projetar e empenhar a empresa a um projeto de produção correndo o risco de sacrificar todo planejamento. O correto lançamento dos dados, apontando todas as ocorrências durante o ano, facilita a análise exploratória dos dados trazendo valiosas informações para a empresa que resultará em uma tomada de decisão assertiva pela gestão do negócio aumentando a sua vantagem competitiva.

## **6.1 Limitações do estudo**

Este estudo sofreu limitações em relação, principalmente, a dois motivos. Primeiramente, a empresa não tinha os dados anteriores a 2017, limitando o período



de análise da série temporal a dois anos (2017 e 2018). Isso impossibilitou a aplicação dos modelos ARIMA, que precisam de uma série de dados maior.

A segunda limitação também está relacionada aos dados disponíveis para análise. A empresa não possuía um processo definido para registrar as ocorrências que justificavam as variações atípicas da demanda. E, foi visto ao longo dessa pesquisa que todos os dados são essenciais para averiguar e interpretar a curva da demanda corretamente no horizonte de tempo. A empresa disponibilizou as ocorrências conforme a relevância das mesmas.

## **6.2 Sugestões para pesquisas futuras**

Em trabalhos futuros, essa pesquisa pode ser aprofundada considerando o agrupamento dos produtos para previsões de longo prazo e a utilização de outros parâmetros de acurácia. Além disso, a análise pode ser replicada em outras pequenas indústrias a fim de gerar dados comparativos entre os modelos aplicado em contextos distintos.

Posteriormente também poderão ser aplicados outros métodos de previsão com uma série histórica maior, como por exemplo o modelo ARIMA. Também poderão ser aplicados os mesmos modelos desta pesquisa para verificar se o padrão de comportamento da demanda se manterá o mesmo.

Em outra oportunidade deve-se pesquisar ou desenvolver um modelo de PD adequado para um padrão de comportamento apresentado pela empresa. Os modelos disponíveis na literatura são insuficientes para suprir a necessidade de cálculo para o comportamento aleatório da empresa analisada.

## REFERÊNCIAS

ALBERTIN, M. R.; PONTES, H. L. J. **Administração da produção e operações**. Curitiba: Inter Saberes, 2016.

BECKER, M. H. **Modelos para previsão em séries temporais**: uma aplicação para a taxa de desemprego na região metropolitana de Porto Alegre. 2011. Monografia (Grau De Bacharel Em Estatística) - Universidade Federal Do Rio Grande Do Sul, Porto Alegre, 2011.

BEZERRA, F. M. **Planejamento e controle da produção em uma pequena organização produtiva**: da concepção à implantação. 2014. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2014. Disponível em: <http://www.producao.ufrj.br/index.php/br/teses-e-dissertacoes/teses-e-dissertacoes/mestrado/2014/54--47/file>. Acesso em: 15 jan. 2019.

BIRCHAL, S. O. **Empresa e indústria alimentícia no Brasil**. Revista de Administração da FEAD, Minas Gerais, n. 02, p. 55-69, 1 jan. 2004.

BORGES, J. P. V.; OLIVEIRA SOBRINHO, J.; BARBOSA, R. F.; LIMA, T. G. L. S. Planejamento e controle da produção de uma indústria de cataventos apoiado pelo Gráfico de Gantt: um estudo de caso. In: **XXXIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, 2013, Salvador. XXXIII ENEGEP, 2013.

CAUCHICK MIGUEL, P. A. **Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações**. 2. ed. Rio de Janeiro, RJ: Campus, 2010. 226 p.

CECATTO, C.; BELFIORE, P. **O uso de métodos de previsão de demanda nas indústrias alimentícias brasileiras**. Gest. Prod, São Carlos, n. 22, p. 404-418, 1 jan. 2015.

CHIAVENATO, I. **Introdução à teoria geral da administração**. 9. ed. São Paulo: Manole, 2014.

CONSUL, F. B.; WERNER, L. Avaliação de Técnicas de Previsão de Demanda Utilizadas por um Software de Gerenciamento de Estoques no Setor Farmacêutico. **XXX Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, São Carlos, 2010. Disponível em: [http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2010\\_tn\\_sto\\_113\\_740\\_15746.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2010_tn_sto_113_740_15746.pdf). Acesso em: 9 jan. 2019.

CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A.; **Administração de produção e operações**. 3. ed. São Paulo: Editora Atlas, 2012.

CORRÊA, H. L.; GIANESI, I. G. N. **Just in Time, MRP II e OPT**. São Paulo: Editora Atlas, 1996.

COSTA, E. F. **Diretrizes para a elaboração de um manual para planejamento e Controle da Produção de empresas de pequeno e médio porte**. 2010. 55f.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2010.

COX, N. J. Speaking Stata: Creating and varying box plots. **The Stata Journal**, Durham City, 2009. Disponível em: [https://ageconsearch.umn.edu/bitstream/143004/2/sjart\\_gr0039.pdf](https://ageconsearch.umn.edu/bitstream/143004/2/sjart_gr0039.pdf). Acesso em: 20 fev. 2019.

DIAZ, C. A P., PIRES, S. R. I. Variação da demanda ao longo da cadeia de suprimentos: o efeito da amplificação da demanda. **XXIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção** – Ouro Preto, MG, Brasil, 21 a 24 de outubro de 2003.

FURTADO, M. R. **Aplicação de um modelo de previsão da demanda total nos credenciados Belgo Pronto**. 2007. 32 f. Tese (Graduação) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2006. Disponível em: <[http://www.fmepro.org/XP/editor/assets/DownloadsEPD/TCC\\_jan2007\\_MauricioFurtado.pdf](http://www.fmepro.org/XP/editor/assets/DownloadsEPD/TCC_jan2007_MauricioFurtado.pdf)>. Acesso em: 24 jul. 2018.

GAITHER, N.; FRAZIER, G. **Administração da produção e operações**. 3. ed. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2006.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. 7. reimpr. São Paulo: Atlas, 2016. 200 p.

GONÇALVES, F. **Excel avançado 2003/2007 forecast**: análise e previsão de demanda. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2007.

HARDING, H. A. **Administração da produção**. São Paulo: Atlas, 1981.

KHOURY, F. K. C. B. **Minimização de custos de produção via programação inteira mista**: estudo de caso de planejamento de produção de luminárias. 2011. TESE (Mestrado Engenharia De Produção) - Pontifícia Universidade Católica Do Rio De Janeiro - PUC-RIO, São Carlos, 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.17771/PUCRio.acad.18828>. Acesso em: 17 jan. 2019.

KOTLER, P. **Administração de marketing** – 10ª Edição, 7ª reimpressão – Tradução Bazán Tecnologia e Linguística; revisão técnica Arão Sapiro. São Paulo: Prentice Hall, 2000.

KRAJEWSKI, L. J.; RITZMAN, L. P.; MALHOTRA, M. **Administração de produção e operações**. 8ª ed. São Paulo: Pearson Prentice, 2009.

LE MOS, F. O. **Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda**. 2006. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006. Disponível em: <http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/fernandooliveiralemos.pdf>. Acesso em: 14 jan. 2019.

LOPES, R. A.; LIMA, J. de F. G. de. Planejamento e controle da produção: um estudo de caso no setor de artigos esportivos de uma indústria manufatureira. **XXVIII**

**Encontro Nacional de Engenharia de Produção**, Rio de Janeiro, 2008. Disponível em: [http://www.sucena.eng.br/eng\\_producao/Art1\\_PCP\\_108\\_2013\\_enegep2008.pdf](http://www.sucena.eng.br/eng_producao/Art1_PCP_108_2013_enegep2008.pdf). Acesso em: 8 jan. 2019.

LUSTOSA, L. J.; MESQUITA, M. A.; QUELHAS, O. L. G.; OLIVEIRA, Rodrigo J. **Planejamento e controle da produção**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2008. Livro eletrônico disponível em: <https://books.google.com.br/>. Acesso em: 31 maio 2018.

MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M. **Técnicas de pesquisa: planejamento e execução de pesquisa, amostragens e técnicas de pesquisa, elaboração, análise e interpretação de dados**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2017. 312 p.

MARTINS, R. A. **Abordagens quantitativa e qualitativa**. In: Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier: Campus, 2012. Cap. 3.

MARTINS, P. G. ALT, P. R. C. **Administração de materiais e recursos patrimoniais**. 3. ed. São Paulo: Saraiva, 2009. 441 p.

MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. **Administração da produção**. 3 ed. São Paulo: Saraiva, 2015.

MAXIMIANO, A. C. A. **Introdução à administração**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2011.

MORABITO NETO, R.; PUREZA, V. **Modelagem e simulação**. In: Metodologia de pesquisa em engenharia de produção e gestão de operações. 2. ed. Rio de Janeiro: Elsevier: Campus, 2012. Cap. 8.

MOREIRA, D. A. **Administração da produção e operações**. 2a. ed. São Paulo, Cengage Learning, 2015.

NEUMAN, C. **Gestão de sistemas de produção e operações**. Rio de Janeiro: Elsevier: Campus, 2013.

OLIVEIRA, A. de. **Uso de séries temporais para previsão das precipitações pluviiais mensais na fazenda esmeril - Patrocínio-MG**. 2015. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharel em Estatística) - Universidade Federal de Uberlândia, Patrocínio, 2015. Disponível em: <https://repositorio.ufu.br/handle/123456789/17878>. Acesso em: 23 jan. 2019.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda**. 2000. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000. Disponível em: <http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/Fernando%20R%20Pellegrini.pdf>. Acesso em: 15 jan. 2019.

PELLEGRINI, F. R; FOGLIATTO, F. S. **Passos para implementação de sistemas de previsões de demanda: técnicas e estudo de caso**. Revista Produção, v. 11, n. 1, 2001.

PEREIRA, E. C. O. ERDMANN, R. H. A evolução do planejamento e controle e o perfil do gerente de produção. Anais **XVIII ENEGEP**: Niterói, 1998.

PIRES, S. R. J. **Gestão estratégica da produção**. Piracicaba: Unimep, 1995.

PIZYSIEZNIG FILHO, J. **Competências essenciais e a tecnologia de informação: o caso da Interchange**. In: MARCOVITCH, J. (Org.). Tecnologia de informação e estratégia empresarial. São Paulo: Futura, 1997. p.49-64.

PORTO, G. S.; BRAZ, R. N.; PLONSKI, G. A. **O intercâmbio eletrônico de dados: EDI e seus impactos organizacionais**. Fae, Curitiba, v. 3, n. 3, p.15-29, dez. 2000. Quadrimestral.

POZO, H. **Administração de recursos materiais e patrimoniais: uma abordagem logística**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2016. 212 p.

RIBEIRO, G. F. **Classificação de métodos de previsão de demanda para novos produtos: estudo no sistema brasileiro de franquias**. 2016. Dissertação de Mestrado (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Ponta Grossa, 2016. Disponível em: <http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/fernandooliveiralemos.pdf>. Acesso em: 14 jan. 2019.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. **Administração da produção e operações**. São Paulo: Pearson Prentice, 2004.

RUSSOMANO, V. H. **PCP: planejamento e controle da produção**. 6. ed. São Paulo: Pioneira, 2000.

SANTANA, G. de A.; NASCIMENTO, C. O. **Evolução histórica dos sistemas de planejamento e controle de produção: um estudo bibliográfico**. 2012. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado) - Acadêmica, Rio Verde, 2017.

SANTOS, M. C. S.; PONTES, M. de M.; RICARTE, M. A. C. A Tecnologia da Informação na Logística: O uso do EDI em uma empresa têxtil. **XXVI ENEGEP**, Fortaleza, 2006. Disponível em: [http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2006\\_TR530351\\_7520.pdf](http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2006_TR530351_7520.pdf). Acesso em: 5 set. 2018.

SERVIÇO BRASILEIRO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS – SEBRAE. **Sobrevivência das empresas no Brasil**. Brasília: [s. n.], 2016. Disponível em: <http://www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Anexos/sobrevivencia-das-empresas-no-brasil-relatorio-2016.pdf>. Acesso em: 20 nov. 2018.

SILVA, W. R.; ESTENDER, A. C.; BARBOSA, L. **Implantação do sistema de PCP em micro, pequenas e médias empresas**. REGIT, v. 4, n. 2, 2015.

SLACK, N.; BRANDON-JONES, A.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2018.

\_\_\_\_\_. **Administração da produção**. 4. ed. São Paulo: Atlas, 2015.

SLACK, N.; CHAMBERS, S.; JOHNSTON, R. **Administração da produção**. Edição compacta. São Paulo: Atlas, 2006.

SOBRAL, F.; PECCI, A. **Administração: teoria e prática no contexto brasileiro**. 2. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2013

TAYLOR, F. W. **Princípios da administração científica**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 1971.

TUBINO, D. F. **Planejamento e controle da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2009.

\_\_\_\_\_. **Manual de planejamento e controle da produção**. 2. ed. São Paulo: Atlas, 2000.

VOLLMANN, T. E.; BERRY, W. L.; WHYBARK, D. C.; JACOBS, F. R. **Sistemas de planejamento e controle da produção para gerenciamento da cadeia de suprimentos**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2006.

WERNER, L.; RIBEIRO, J. L. D. Previsão de Demanda: Uma Aplicação dos Modelos Boxjenkins na Área De Assistência Técnica de Computadores Pessoais. **Gestão e Produção**, Porto Alegre, n. 1, p. 47-67, 1 abr. 2003.

## APÊNDICE – ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

As Tabelas 5 e 6 apresenta as principais estatísticas descritivas dos dados brutos e ajustados.

**Tabela 5** - Estatísticas descritivas dos dados originais

Ano	Biscoitos	Média	Desvio-padrão	Mediana	Média truncada	Amplitude	Assimetria	Curtose
2017	Goma	984,25	474,59	904	955,7	1482	0,43	-1,26
	Amanteigado	1083,5	306,73	1080,5	1065,6	1124	0,4	-0,58
	Queijo	1015,92	469,53	949	932,2	1667	1,45	1,41
	Cabocla	750,75	289,22	675,5	755,1	1002	0,03	-1,12
	QueroMais	885,58	315,26	837	890,5	1190	0,09	-0,49
	Acebolado	620,92	306,75	616	624,6	1043	0,05	-1,02
2018	Goma	1339,08	853,36	1014	1182,8	3017	1,51	1,47
	Amanteigado	1365,5	896,61	1138,5	1294,1	2941	0,67	-0,89
	Queijo	1540,17	797,39	1238,5	1460	2562	0,92	-0,62
	Cabocla	1194,08	727,75	943,5	1058,2	2619	1,63	1,8
	QueroMais	1251	748,46	950	1113	2634	1,54	1,47
	Acebolado	868	405,34	916	861,1	1253	-0,2	-1,29

**Tabela 6** - Estatísticas descritivas dos dados ajustados

Ano	Biscoitos	Média	Desvio-padrão	Mediana	Média truncada	Amplitude	Assimetria	Curtose
2017	Goma	998,25	321,76	1036	977	1063	0,37	-1,02
	Amanteigado	1041,5	196,48	1016	1039,9	583	0,11	-1,49
	Queijo	897,25	250,95	856	875,6	759	0,67	-0,9
	Cabocla	739,75	198,31	675	732,2	623	0,57	-1,22
	QueroMais	810,83	85,18	828,5	800,8	294	0,69	-0,18
	Acebolado	676,33	240,96	648	660,4	736	0,58	-1,01
2018	Goma	888,42	194,61	837	877,1	666	0,44	-0,87
	Amanteigado	905,42	398,7	951	901,2	1349	-0,01	-1,2
	Queijo	1081,83	202,66	1136	1097,8	684	-0,57	-0,82
	Cabocla	831,42	164,51	808,5	828,3	566	0,15	-0,98
	QueroMais	914,58	188,42	840,5	911,9	608	0,45	-1,13
	Acebolado	686,33	293,04	696	684,3	841	-0,09	-1,52